

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
گروه هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد

تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از داده‌های MR

الهام پورشمس منظوری

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

استاد مشاور:

دکتر مریم فرجام‌فر

بهمن ۱۳۹۳

دانشگاه شاهرود

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات گروه هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم الهام پورشمس منظوری به شماره دانشجویی: ۹۱۰۱۶۱۴
تحت عنوان: تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از داده‌های MR

در تاریخ ۹۳/۱۱/۲۶ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد
مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	مریم فرجام فر		علی اکبر پویان

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	علی بازقندی		حمید حسن پور
			علیرضا احمدی فرد

تقدیر و شکر

ماحصل آموخته‌هایم را تقدیم می‌کنم به آنان که مهر آسمانی‌شان آرام بخش آلام زمینی ام است
به استوارترین تکیه‌گاهم، دستان پر مهر پدرم
به سبزترین نگاه زندگیم، چشمان سبز مادرم
که هرچه آموختم در مکتب عشق شما آموختم و هرچه بگو شتم قطره‌ای از دریای بی‌کران مهربانیتان را پاس توانم بگویم.
امروز، سستی ام به امید شماست و فردا کلید باغ بهشتم رضای شما
ره‌آوردی کران سنگ ترا از این ارزان‌داشتنم تا به خاک پستانم نثار کنم، باشد که حاصل تلاشم نسیم کوزه غبار محسنتان را بزداید.
از استاد ارجمند و فرهیخته جناب آقای دکتر علی اکبر پویان که در کمال سعه صدر و رحمت راهنمایی این رساله را بر عهده گرفتند، کمال شکر و قدردانی را داشته و موفقیت
ایشان را از دگاه احدیت خواهم.

چکیده

بیماری اوتیسم یک اختلال مغزی در کودکان است که بخش‌های مختلف مغز در افراد مبتلا به آن در ارتباط با یکدیگر دچار مشکل می‌شوند. علل اصلی ابتلا به این بیماری به طور کامل مشخص نبوده و درمان قطعی برای آن وجود ندارد. اما با تشخیص سریع این بیماری، ممکن است علایم آن بهبود یافته و مهارت‌های اجتماعی و کلامی کودک ارتقا پیدا می‌کند و یا از افزایش شدت علایم بیماری جلوگیری می‌شود. محققان پس از انجام تحقیقات در این زمینه بیان کرده‌اند که اوتیسم درمان قطعی ندارد اما اگر اقدامات توانبخشی در مورد این بیماران به موقع انجام شود تعدادی از آنان می‌توانند به مدارس عادی بروند و حتی از تحصیلات عالی برخوردار شوند. تشخیص بیماری اوتیسم در بدو تولد تنها از روی نشانه‌های آن کاری بسیار دشوار و حتی غیر ممکن است. بنابراین، برای تشخیص این بیماری بهتر است که از داده‌های مغزی استفاده شود. یکی از انواع تصاویر مغزی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) می‌باشد. این داده‌ها به ما این امکان را می‌دهد که تمام جزییات مغز را بررسی کنیم. با استفاده از این نوع داده‌ها امیدواریم که بتوانیم بیماری اوتیسم را بهتر از حالتی که تنها از نشانه‌های بالینی استفاده می‌شود، تشخیص دهیم.

در این پایان‌نامه چارچوبی کلی برای دسته‌بندی تصاویر در دو گروه سالم و بیمار مبتلا به اوتیسم با استفاده از داده‌های MRI ارائه شده است. در این چارچوب پس از پیش‌پردازش تصاویر MRI، با استفاده از الگوریتم PCA، علاوه بر انتقال داده‌ها به یک فضای جدید، تعداد ابعاد آنها نیز کاهش داده می‌شود. خروجی‌های حاصل از اعمال PCA بر روی داده‌ها، به عنوان ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ادامه، برای شناسایی ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بیشتر از روش آماری آزمون تی استفاده می‌شود. پس از انتخاب ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بالا، با استفاده از روش‌های دسته‌بندی داده‌ها را در یکی از دو گروه سالم یا بیمار قرار می‌دهیم. در حالتی دیگر برای دسته‌بندی تصاویر MRI علاوه بر پیش‌پردازش داده‌ها، عمل قطعه‌بندی تصاویر انجام شده است. این عمل تصویر مغز را

به دو بخش ماده سفید و خاکستری تقسیم می‌کند. در ادامه از بخش ماده خاکستری داده‌ها برای استخراج و انتخاب ویژگی و در نهایت دسته‌بندی استفاده می‌شود. در این تحقیق از چندین طبقه‌بند متفاوت برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است. بیشترین دقت دسته‌بندی با استفاده از روش اول (استفاده از کل تصویر) ۷۶٪ و در روش دوم (استفاده از ماده خاکستری مغز) ۹۴٪ می‌باشد.

کلید واژه: اوتیسم، پیش‌پردازش، قطعه‌بندی، تحلیل مولفه‌های اصلی، آزمون تی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی.

لیست مقالات مستخرج از پایان

- ۱- علی اکبر پویان و الهام پورشمس منظوری، "تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از داده-های MR"، ششمین کنفرانس فناوری اطلاعات و دانش، IKT 2014.
- ۲- علی اکبر پویان و الهام پورشمس منظوری "تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از ماده خاکستری مغز افراد در داده‌های MRI"، دومین کنفرانس دانش پژوهان کامپیوتر و فناوری اطلاعات، CCIT 2014.

فهرست

مقدمه

- ۱-۱ مقدمه‌ای بر بیماری اوتیسم..... ۱
- ۲-۱ علایم بیماری اوتیسم..... ۳
- ۳-۱ دلایل ابتلا به بیماری اوتیسم..... ۵
- ۴-۱ عوامل موثر در افزایش خطر ابتلا به اوتیسم..... ۵
- ۵-۱ نحوه درمان بیماری اوتیسم..... ۶
- ۶-۱ نحوه پیش‌گیری از ابتلا به بیماری اوتیسم..... ۷
- ۷-۱ نیاز به داده‌های مغزی برای تشخیص اوتیسم..... ۷
- ۸-۱ تکنیک‌های تصویربرداری مغزی..... ۸
- ۹-۱ نحوه تصویربرداری در MRI..... ۱۰
- ۱۰-۱ تعریف مسئله..... ۱۱
- ۱۱-۱ ساختار پایان‌نامه..... ۱۲

مروری بر روش‌های قبلی

- ۱-۲ مقدمه..... ۱۶
- ۲-۲ نواحی تاثیرپذیر مغز در بیماری اوتیسم..... ۱۶
- ۳-۲ بررسی بیماری‌های مشابه..... ۲۱
- ۱-۳-۲ بررسی روش‌های انجام شده بر روی بیماری‌های مغزی مشابه..... ۲۲

داده‌ها و روش‌ها

۱-۳	مقدمه	۲۸
۲-۳	پایگاه داده تصاویر MRI	۳۰
۱-۲-۳	پایگاه داده Caltech	۳۱
۳-۳	پیش پردازش	۳۱
۱-۳-۳	پیش پردازش با استفاده از نرم افزار SPM	۶۶
۴-۳	کاهش ابعاد داده و استخراج ویژگی	۳۴
۵-۳	انتخاب ویژگی	۳۵
۱-۵-۳	آزمون آماری تی	۳۷
۶-۳	دسته بندی کننده ها	۳۹
۱-۶-۳	نزدیکترین همسایه	۳۹
۲-۶-۳	ماشین بردار پشتیبان	۴۰
۳-۶-۳	درخت تصمیم	۳۸
۷-۳	ارزیابی کارایی	۴۲
۸-۳	نتیجه گیری	۴۳

دسته بندی و نتایج

۱-۴	مقدمه	۴۶
۲-۴	دسته بندی تصاویر نرمال سازی شده	۴۶
۳-۴	دسته بندی تصاویر سگمنت شده	۴۹

۴-۳-۱ دسته‌بندی با استفاده از SVM ۵۱

۴-۳-۲ دسته‌بندی به وسیله KNN ۵۲

۴-۳-۳ دسته‌بندی با استفاده از درخت تصمیم ۵۴

۴-۴ نتیجه‌گیری ۵۷

نتیج‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ نتیجه‌گیری ۵۸

۵-۲ پیشنهادات ۶۰

۵-۲-۱ پیش‌پردازش ۶۱

۵-۲-۲ استخراج ویژگی ۶۱

۵-۲-۳ انتخاب ویژگی ۶۱

پیوست‌ها

۶-۱ پیش‌پردازش با استفاده از نرم‌افزار SPM ۶۴

مراجع ۶۶

فهرست جداول

جدول ۱-۴ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها	۴۷
جدول ۲-۴ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها در روش دوم و با استفاده از SVM	۵۰
جدول ۳-۴ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها در روش دوم و با استفاده از KNN	۵۱
جدول ۴-۴ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها در روش دوم و با استفاده از DTree	۵۲
جدول ۵-۴: مقایسه کارایی روش‌های پیشنهادی با نتایج منتشر شده در برخی منابع	۵۴
جدول ۶-۴: نتایج حاصل از دسته‌بندی اسکن MRI مغزی مربوط به هر شخص	۵۵

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱ نمونه‌های از اسکن سر انسان به روش MRI ۱۰
- شکل ۱-۲ A1: حجم آمیگدال چپ و راست برای دو گروه سالم و اوتیسمی نشان داده شده است..... ۱۸
- شکل ۲-۲ تغییرات وابسته به سن در مجموع حجم ساقه مغز در شرکت کنندگان مبتلا به اوتیسم ۱۷
- شکل ۳-۲ گردش کار فرایند تشخیص..... ۲۰
- شکل ۴-۲ مدل کلی FCM برای تصمیم‌گیری‌های پزشکی ۱۹
- شکل ۵-۲ عملگر (LBP_TOP) و استخراج ویژگی و نمایش نمودار هیستوگرام آنها..... ۲۴
- شکل ۱-۳ مثالی از پایگاه داده Caltech ۲۹
- شکل ۴-۳ چند تصویر برش مغزی قبل و بعد از تنظیم ۳۰
- شکل ۵-۳ قالب استاندارد T1 موجود در SPM ۳۱
- شکل ۶-۳ نمونه‌های از نرم‌سازی با استفاده از نرم‌افزار SPM..... ۳۴
- شکل ۷-۳ نمونه‌های از قطعه بندی تصاویر مغزی با استفاده از نرم افزار SPM ۳۴
- شکل ۸-۳ مثالی از دسته‌بندی توسط SVM ۳۶
- شکل ۹-۳ مثالی از یک درخت تصمیم ۴۲
- شکل ۱-۴ روال کلی دسته‌بندی با روش اول ۴۸
- شکل ۲-۴ بخش‌بندی مغز براساس سه بافت ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی نخاعی..... ۴۸
- شکل ۳-۴ روال کلی دسته بندی با روش دوم ۴۹
- شکل ۱-۷: اولین GUI ظاهر شده توسط نرم‌افزار SPM ۶۴
- شکل ۲-۷: GUI مربوط به پردازش داده‌های MRI در نرم‌افزار SPM..... ۶۷

فصل اول:

مقدمه

۱-۱ مقدمه‌ای بر بیماری اوتیسم

اوتیسم یا درخودماندگی^۱ یک اختلال مغزی در کودکان است که بخش‌های مختلف مغز در افراد مبتلا به اوتیسم در ارتباط با یکدیگر دچار مشکل می‌شوند. اختلال فراگیر رشد، عبارتی است که در حال حاضر برای اشاره به مشکلات روان شناختی شدید که در طفولیت ظاهر می‌شود، بکار می‌رود. اختلالات فراگیر رشد، در بردارنده آشفتگی شدید در رشد شناختی، اجتماعی، رفتاری و هیجانی کودک است که عوارض گسترده‌ای بر روی فرایند رشد دارد. اوتیسم به عنوان یکی از این اختلالات، در بسیاری از حوزه‌های پژوهشی و بالینی، مورد توجه واقع شده است. اوتیسم، برخی ویژگی‌های اصلی انسانی همچون معاشرت بین فردی و رابطه پیچیده را مختل می‌سازد. کودکان مبتلا به اوتیسم، در روابط و تبدیل اجتماعی، بازی‌های فردی و برقراری ارتباط با دیگران دچار مشکل می‌شوند.

یکی از اصلی‌ترین آثار اوتیسم، ایجاد اختلال در برقراری ارتباط با دیگران می‌باشد. کودکان اوتیسمی معمولاً در تقابل‌های اجتماعی و رفتارهای هیجانی خود در ارتباط با اطرافیان دچار مشکل هستند [1]. به این صورت که در پاسخ به دیگران عکس‌العمل‌های غیرمعمول از خود بروز داده و قادر به برقرار کردن تماس چشمی مناسب نیستند. به نظر می‌رسد کودکان اوتیستیک قادر نیستند در هر زمان به بیش از یک نکته راهنما (خصوصیت محرک) توجه کنند. آنچه که وضع را بدتر می‌کند این است که آنها ممکن است به محرک‌هایی غیر عادی و غالباً نامربوط توجه کنند. مثلاً درمانگر یک تصویر به کودک می‌دهد تا آن را نگاه کند و نام آن شکل را که توسط درمان‌گر گفته می‌شود، تکرار کند. ولی کودک اوتیستیک به جای توجه به تصویر و تکرار نام آن، کاغذ را گرفته و لمس می‌کند. این الگوی توجه، توانایی آنان در برقراری ارتباط و تعامل با محیط اجتماعی و فیزیکی را با مانع مواجه می‌سازد. پردازش و انسجام اطلاعات نیز به عنوان مشکلی برای کودکان اوتیستیک وجود دارد. یعنی در تبدیل یا اداره کردن اطلاعات در ذهن خود مشکل دارند. کودکان اوتیستیک، در درک حالات ذهنی خود و

¹ Autism Spectrum Disorders (ASD)

دیگران نقص دارند. نظریه ذهن^۱، به عنوان توانایی در نظر گرفتن افراد بر حسب حالات درونی ذهنی نظیر عقاید، مقاصد و هیجانات توضیح داده شده است و به درک محیط اجتماعی و توانایی مشغول شدن به رفتار اجتماعی شایسته گفته می‌شود. بعضی از کودکان اوتیسم ضریب هوشی عادی دارند، برخی توانایی ذهنی قابل توجهی نشان می‌دهند. اما اکثریت آنها نقایص هوشی در حد عقب ماندگی نشان می‌دهند. اختلال اوتیسم یکی از چهار عامل اصلی ناتوان کننده کودکان بوده و از هر هزار کودک متولد شده، دوتا شش کودک به آن مبتلا هستند. این بدان معناست که در کشوری مانند ایران با جمعیت حدود ۷۰ میلیون نفر، احتمالاً حدود ۲۸۰ هزار بیمار اوتیسم وجود دارد و این تعداد هر روز در حال افزایش می باشد. این بیماری معمولاً در یک سالگی و با دقت در عدم علاقه کودک به سخن گفتن، تشخیص داده می‌شود، و در بعضی از حالات خاص ممکن است کودکان تا یک سال و چند ماهگی رشدی طبیعی داشته باشند و ناگهان علایم اوتیسم و واپس‌روی ذهنی را نشان دهند.

۲-۱- علایم بیماری اوتیسم

معمولاً علایم اوتیسم قبل از ۳ سالگی بروز می کنند و والدین این بیماران اول از همه متوجه می شوند که کودک نوپای آنها حرف زدن را شروع نکرده و واکنش‌هایی نشان می‌دهد که شبیه به کودکان هم‌سن و سال خودش نیست. افراد مبتلا به اوتیسم معمولاً حداقل نصف علائمی را که در زیر عنوان شده است نشان می‌دهند. این نشانه‌ها از خفیف تا شدید متغیر هستند و در موقعیت‌های کاملاً متفاوت، رفتارهایی که با سن کودک تطابق ندارد مشاهده می گردد [۲].

✓ اصرار به یکسانی داشته و در مقابل تغییر مقاوم هستند.

✓ مشکلات شدید تکلمی دارند.

¹ Theory of mind

✓ در بیان نیازها مشکل دارند و از اشارات و حرکات به جای کلمات استفاده می کنند.
اغلب از ضمائر استفاده معکوس می کنند، به جای استفاده از " من " از " تو "
استفاده می کنند.

- ✓ کلمات و یا جملات دیگران را تکرار می کنند.
- ✓ خنده و گریه بی دلیل دارند و یا بدون علت مشخص نگران و مضطرب می شوند.
- ✓ بی دلیل شدیداً پریشان می شوند.
- ✓ قادر نیستند با دیگران رابطه برقرار کنند.
- ✓ دوست ندارند در آغوش گرفته شوند و یا دیگران را در بغل گیرند.
- ✓ تماس چشمی ندارند یا تماس چشمی آنها اندک است.
- ✓ به روش آموزش معمول پاسخ نمی دهند.
- ✓ با اسباب بازی، درست بازی نمی کنند.
- ✓ چرخیدن و تاب خوردن را خیلی دوست دارند.
- ✓ احساس درد کمتر یا بیشتر از حد معمول دارند.
- ✓ از خطرات نمی ترسند.
- ✓ پر تحرک یا کم تحرک هستند.
- ✓ به صحبتها و یا صداها پاسخ نمی دهند به طوری که به نظر می آید ناشنوا هستند اگر چه حس شنوایی سالم است.
- ✓ ۷۰٪ کودکان مبتلا به اوتیسم، ناتوانی هوشی دارند.

کودکان مبتلا به اوتیسم در رفتار با دیگران مشکل داشته و زمانی که این کودکان بزرگتر می شوند بعضی از آنها ممکن است به برقراری ارتباط با دیگران بیشتر علاقه داشته و کمتر دچار پریشانی شوند و تقریباً سبک زندگی نزدیک به سبک زندگی سالم و عادی دارند. با این حال سایر این

کودکان بازم در مهارت‌های زبانی و اجتماعی دچار مشکل بوده و در دوران نوجوانی و بلوغشان بیماری آنها شدیدتر می‌شود. اغلب کودکان مبتلا به اوتیسم در یادگیری علم و مهارت کند بوده و بعضی از آنها نشانه‌هایی از هوش پایین را نشان می‌دهند. سایر کودکان مبتلا به اوتیسم در یادگیری مشکلی نداشته اما ممکن است در برقراری ارتباط اجتماعی، کلامی و زندگی طبیعی مشکل داشته باشند. تعداد کمی از کودکان مبتلا به اوتیسم توانایی‌های بالایی داشته و مهارت‌های مثال زدنی در بعضی از رشته‌هایی همچون هنر، موسیقی و یا ریاضی از خود نشان می‌دهند.

۳-۱ دلایل ابتلا به بیماری اوتیسم

بنظر می‌رسد که اوتیسم نوعی بیماری ژنتیکی و ارثی می‌باشد. دانشمندان در تلاش‌اند تا ژنی که باعث ابتلای افراد به این بیماری می‌شود را پیدا نمایند. همچنین محققان هم‌اکنون بر روی عوامل محیطی همچون عفونت‌های ویروسی، عوارض و مشکلات حین بارداری و آلوده کننده‌گان هوا در حال تحقیق هستند، تا بدانند این مشکلات باعث ابتلای کودکان به بیماری اوتیسم می‌شود یا خیر [۳].

تحقیقات زیادی بر روی رابطه بین اوتیسم و واکسن‌های بخصوصی مثل واکسن سرخک، اوریون و سرخچه انجام شده ولی تاکنون رابطه‌ای بین استفاده از این واکسن‌ها و ابتلا به اوتیسم پیدا نشده است. اجتناب از این واکسن‌ها کودک را در خطر ابتلا به بیماری‌های خطرناکی همچون سیاه‌سرفه، سرخک و سرخچه قرار می‌دهد.

۴-۱ عوامل موثر در افزایش خطر ابتلا به اوتیسم

همه کودکان از هر نژاد و یا ملیتی ممکن است دچار بیماری اوتیسم شوند، اما عواملی خاص می‌توانند خطر ابتلا به این بیماری را افزایش دهند. این عوامل عبارتند از:

✓ جنسیت کودک - پسرها چهار تا پنج برابر بیشتر در خطر ابتلا به بیماری اوتیسم هستند.

✓ سابقه خانوادگی - در خانواده‌هایی که یک کودک مبتلا به اوتیسم وجود دارد، احتمال

اینکه کودکی دیگر با این بیماری داشته باشند بیشتر است. همچنین خیلی غیرمعمول نیست که پدر و مادر و یا سایر اقوام نزدیک کودک مبتلا به اوتیسم، در برقراری ارتباط با دیگران مشکلاتی داشته باشند.

✓ سایر اختلالات- کودکانی که بیماری خاصی دارند بیشتر از کودکان سالم در خطر ابتلا به بیماری اوتیسم هستند.

✓ سن والدین - ممکن است بین سن والدین و ابتلای کودک به اوتیسم رابطه‌ای وجود داشته باشد. اعتقاد بر این است که فرزندان والدین بزرگسال بیشتر از دیگر والدین در خطر ابتلا به این بیماری هستند. با این حال تحقیقات بیشتری در این رابطه مورد نیاز است [۴].

۱-۵ نحوه درمان بیماری اوتیسم

هرچند درمان کاملی برای بیماری اوتیسم وجود ندارد، ترکیبی از درمان‌های خانگی و مدرسه‌ای می‌تواند به بهبود هرچه بیشتر علائم این بیماری کمک نماید. هدف درمان افزایش عملکرد کودک به وسیله کاهش شدت بیماری می‌باشد. پزشک کودکان بسته به شدت علائم بیماری یکی از درمان‌های زیر و یا ترکیبی از آنها را پیشنهاد می‌کند [۵].

❖ درمان‌های رفتاری و ارتباطی

❖ درمان‌های آموزشی

❖ درمان‌های خانوادگی

❖ درمان دارویی

کودکان مبتلا به اوتیسم ممکن است به بیماری‌های دیگری ناشی از بیماری اوتیسم همچون بیماری صرع، اختلالات خواب و مشکلات معده مبتلا باشند و باید در کنار درمان اوتیسم به درمان این بیماری‌ها هم پرداخته شود.

۶-۱ نحوه پیشگیری از ابتلا به بیماری اوتیسم

هنوز هیچ راهی برای پیشگیری از ابتلای کودکان به بیماری اوتیسم یافت نشده است. با این- حال با تشخیص بموقع، علایم بیماری بهبود یافته و مهارت‌های اجتماعی و کلامی کودک ارتقا پیدا می‌کند. درمان به موقع برای کودکان مبتلا به این بیماری مفید بوده و زندگی را برای آنان آسان‌تر می‌سازد و از افزایش شدت علایم بیماری جلوگیری می‌نماید.

۷-۱ نیاز به داده‌های مغزی برای تشخیص اوتیسم

با توجه به ورود به عصر ارتباطات و اطلاعات، «اوتیسم» بیماری نادر و جدیدی است که پرداختن به آن ضروری به نظر می‌رسد. چرا که امروزه در عصری زندگی می‌کنیم که تعاملات و روابط اجتماعی اهمیت بسیاری پیدا کرده است و زندگی در تنهایی و انزوا، بدون برقراری ارتباط با دیگران تقریباً غیرممکن است. اما بیماری اوتیسم باعث اختلال در ارتباطات اجتماعی و تعامل آن‌ها با دیگران می‌شود. کودکانی که به این بیماری دچار می‌شوند از جامعه کناره‌گیری نمی‌کنند بلکه از ابتدا هرگز به طور کامل به جامعه وارد نمی‌شوند ولی می‌توان با استفاده از شناخت به موقع و روش درمانی مناسب، آن‌ها را وارد اجتماع کرد.

تشخیص بیماری اوتیسم در بدو تولد تنها از روی نشانه‌های آن کاری بسیار دشوار و حتی غیر ممکن است. با توجه به تحقیقات در زمینه این بیماری محققان بیان کرده‌اند اگرچه اوتیسم درمان قطعی ندارد اما اگر اقدامات توانبخشی در مورد این بیماران به موقع انجام شود تعدادی از آنان می‌توانند به مدارس عادی بروند و حتی از تحصیلات عالی برخوردار شوند. اما تشخیص زود هنگام این بیماری قبل از سن ۱ تا ۳ سالگی (بروز علائم فیزیکی در بیمار) مقدور نمی‌باشد و حتی در بعضی موارد ناآگاهی خانواده‌ها در تشخیص اوتیسم خفیف، سبب می‌شود این بیماران تا پایان عمر در برقراری روابط اجتماعی با مشکلات اساسی مواجه شوند. مطالعات انجام شده در این زمینه نشان می‌دهد، در ایران تنها اوتیسم متوسط تا شدید شناخته می‌شود و اوتیسم خفیف کمتر قابل تشخیص است، برای مثال چه کسی ممکن است به احتمال اوتیسمی بودن نابغه ریاضی کوچک و کم‌حرف

مدرسه که به قول همکلاسی‌هایش با کسی نمی‌جوشد، شک کند؟!

از ابتدای پیدایش علم روانپزشکی، دانشمندان سعی در توسعه روش‌هایی برای تشخیص بیماری‌های شدید روانی^۱ کرده‌اند. بیشتر این روش‌ها برپایه یافتن تفاوت‌هایی بر اساس معیارهای عصب‌شناسی^۲ بین دو گروه افراد سالم و افراد بیمار شکل گرفته‌اند. در این زمینه، دانشمندان علوم اعصاب برای بیش از ۵۰ سال، از داده‌هایی بنام پتانسیل‌های وابسته به رویداد^۳ (ERP) برای شناسایی ناهنجاری‌های مغزی در افراد مبتلا به اوتیسم، استفاده کرده‌اند. این نوع داده‌ها مشتق شده از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام^۴ (EEG) می‌باشند. یکی از ویژگی‌های برتر داده‌های ERP این است که با استفاده از تست‌های شنیداری^۵ (AOD) می‌تواند تا حدودی تفاوت بین افراد سالم و افراد بیمار را برجسته نماید [۶]. در هر حال، مطالعات برپایه داده‌های ERP نتوانست اثبات کند که این نوع داده‌ها به اندازه کافی دقت و حساسیت هستند، که بتوانند در اهدافی مانند دسته‌بندی^۶ یا تشخیص بیماری^۷ مورد استفاده قرار گیرند [۷]. از سوی دیگر یکی از انواع تصاویر مغزی بنام تصویربرداری تشدید مغناطیسی^۸ (MRI)، ابزار بسیار خوبی برای تشخیص بسیاری از بیماری‌های مغزی می‌باشد. مطالعات نشان داده‌اند که این نوع داده‌ها در مقایسه با سایر تکنیک‌های تصویربرداری مغزی^۹، اطلاعات مفیدی با کنتراست بالا در زمینه تشخیص اوتیسم و دیگر بیمارهای مغزی ارائه می‌دهند [۸][۹].

۸-۱ تکنیک‌های تصویربرداری مغزی

تصویر برداری از مغز یک زمینه امید بخش برای تشخیص بیماری‌های روانی می باشد. روش - های متعددی برای شناسایی اختلالات مغز وجود دارد. هر کدام از روش‌های تصویربرداری یک تکنیک

¹ Severe Mental Illness

² Neuroscientific Measures

³ Event-Related Potentials (ERP)

⁴ Electroencephalogram (EEG)

⁵ Auditory Oddball Task (AOD Task)

⁶ Classification

⁷ Diagnostic

⁸ Magnetic Resonance Imaging (MRI)

⁹ Neuro imaging Techniques

منحصر به فرد بوده و ساختار و اختلالات خاصی از مغز را نشان می‌دهند. در حال حاضر روش‌های تصویربرداری متعددی برای شناسایی اختلالات مغزی وجود دارد. برخی از این روش‌ها علاوه بر بالا بردن دقت تشخیص بیماری‌ها، در زمینه مشاهده میزان تاثیر و پیشرفت درمان انجام شده بر روی بیمار نیز بکار می‌روند. دو نوع اصلی از تصویربرداری مغزی وجود دارد [۱۰]:

I. تصویربرداری ساختاری^۱ که بافت و آناتومی مغز را نشان می‌دهد، مانند توموگرافی

کامپیوتری^۲ یا سی‌تی اسکن (CT) و تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI).

II. تصویربرداری عملکردی^۳ که عملکرد فیزیولوژی مغز را نشان می‌دهد، مانند توموگرافی تابش

پوزیترون^۴ (PET) و توموگرافی کامپیوتری با انتشار فوتون منفرد^۵ (SPECT) و fMRI.

داده‌های MRI که نوعی تصویر برداری مغزی می باشد، برای تشخیص اختلال اوتیسم در کودکان می‌تواند مفید باشد. تحقیقات صورت گرفته توسط محققان نشان می‌دهند که تصاویر مغزی می‌تواند نشانه‌هایی از بیماری اوتیسم را در اختیار پزشکان قرار داده و زمینه درمان‌های زودهنگام را فراهم کند. در سال‌های اخیر استفاده از این نوع داده‌ها در میان متخصصان علم پردازش تصویر محبوبیت زیادی کسب کرده است. در واقع استفاده از داده‌های MRI و همینطور پردازش و ارائه مدل‌های ریاضی برای تشخیص سریع اختلال اوتیسم توسط یک سیستم هوشمند کامپیوتری دارای اهمیت بالایی در حوزه بینایی ماشین است [۱۱]. به این ترتیب، در مواردی که تردیدی در رابطه با تشخیص این بیماری وجود داشته باشد، پزشک می‌تواند با استفاده از سیستم‌های هوشمند کامپیوتری با قطعیت بیشتری نظر دهد. سیستم‌های هوشمند علاوه بر کمک در تشخیص دقیق بیماری، می‌توانند در زمینه تعیین نوع و میزان دارو نیز پزشک متخصص را یاری رسانند.

¹ Structural Imaging

² Computed Tomography (CT)

³ Functional Imaging

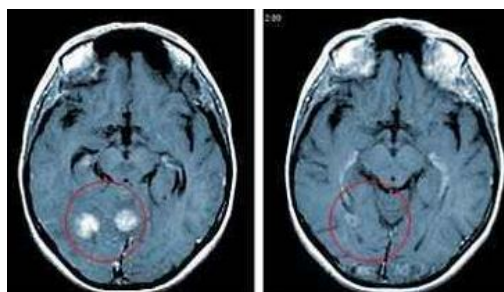
⁴ Positron Emission Tomography (PET)

⁵ Single Photon Emission Computed Tomography (SPECT)

۹-۱ نحوه تصویربرداری در MRI

با استفاده از اسکن ام.آر.آی امکان عکس گرفتن از تقریباً همه بافتهای بدن وجود دارد. بافتی که کمترین اتمهای هیدروژن را دارد (مثل استخوانها) در تصویر تیره می‌شود، در حالی که بافتهای دارای اتمهای هیدروژن زیاد (مانند بافت چربی) روشنتر دیده می‌شوند. با تغییر زمان پالس‌های امواج رادیویی، امکان کسب اطلاعاتی درباره بافتهای مختلف وجود دارد. همچنین یک اسکن MRI قادر است تصاویر واضحی را از بخش‌هایی از بدن که به وسیله بافت استخوانی احاطه شده‌اند فراهم سازد بنابراین تکنیک فوق برای بررسی مغز و طناب نخاعی نیز مفید است. به دلیل آن که اسکن ام.آر.آی تصاویر بسیار مشروح و مفصلی را ارائه می‌دهد، بهترین تکنیک برای یافتن تومورها (اعم از خوش خیم و بدخیم) در مغز می‌باشد. در صورت وجود تومور از اسکن برای تشخیص گسترش احتمالی آن به بافتهای اطراف مغز استفاده می‌شود.

این تکنیک به ما امکان می‌دهد جزئیات دیگر مغز را نیز بررسی کنیم. برای مثال مشاهده رشته‌های بافت غیرنرمال که در صورت ابتلا به بیماری ام.اس روی می‌دهد را ممکن می‌سازد و نیز تغییرات رخ داده در هنگام خونریزی مغزی را نشان می‌دهد. در شکل ۱-۰ یک اسکن از سر انسان به روش MRI نشان داده شده است. اگر توموری در آن باشد آن تومور به صورت لکه‌ای در تصویر ظاهر خواهد شد که رنگ آن با سایر نقاط اطراف آن نقطه متفاوت است زیرا میزان هیدروژن تومور با میزان هیدروژنهای اطراف فرق می‌کند.



شکل ۱-۰ نمونه‌ای از اسکن سر انسان به روش MRI، تصویر سمت راست مغز شخص سالم و تصویر سمت چپ نشان دهنده مغز بیمار دارای تومور

تفاوت ام.آر.آی و سی تی اسکن در این است که با ام.آر.آی تصویربرداری تقریباً از هر زاویه‌ای امکان دارد. هیچ نوعی از اشعه یونیزان (اشعه ایکس) در اخذ تصویر ام.آر.آی استفاده نمی‌شود. اسکن‌های ام.آر.آی به طور کلی مفصل تر و مشروح تر هستند. تفاوت بین بافت نرمال و غیرنرمال در اسکن ام.آر.آی نسبت به سی تی اسکن واضح‌تر است. تاکنون هیچ خطر یا اثرات جانبی برای تکنیک ام.آر.آی شناخته نشده است. این آزمایش دردناک نیست و اصلاً احساس نمی‌شود. از آنجا که در آن از اشعه استفاده نمی‌شود بدون مشکل قابل تکرار است. تنها ناراحتی بیمار از این است که در یک محفظه سیلندری شکل قرار می‌گیرد و برای افرادی که دچار تنگنا ترسی (هراس از جاهای بسته و تنگ) هستند چندان خوشایند نیست.

۱-۱۰ تعریف مسئله

با وجود اینکه دانش عمومی درباره اختلال اوتیسم روبه افزایش است، اما بیشتر افراد حتی برخی از پزشکان هنوز درک درستی از نحوه تاثیرگذاری این اختلال بر بیمار را نداشته و درباره چگونگی برخورد و درمان این افراد، دانش کافی ندارند. در میان این بیماران می‌توان افرادی را مشاهده کرد که تماس چشمی، رفتار اجتماعی مناسب و برخی از فاکتورهایی که در کودکان مبتلا به اتیسم وجود ندارد را داشته باشند، ولی در عین حال در سایر فاکتورها با کودکان سالم فرق داشته باشند. به همین دلیل تشخیص و تعیین روش درمان و نیز بررسی پیشرفت و مراحل درمان، نیازمند افراد متخصص با دانش کافی می‌باشد. محققین در [۱۲]، [۱۳] بیان می‌کنند که اگر ابتلا به بیماری اوتیسم زود تشخیص داده شود و معاینات و مراقبت‌های پزشکی برای بیمار به موقع انجام شود، در نتیجه علائم بیماری کمتر بروز پیدا می‌کند و شانس بیمار برای داشتن یک زندگی اجتماعی نرمال، افزایش می‌یابد. تشخیص زود هنگام به معنای درمان سریعتر و افزایش شانس داشتن زندگی خوب برای کودک است. تحقیقات اخیر در این زمینه نشان می‌دهد که اختلال اوتیسم منشأ زیست شناختی و عصب شناختی در مغز دارد. بررسی انجام شده بر روی اسکن‌های مغزی بدست آمده از روش‌های سی تی اسکن و MRI، نشان می‌دهد که رشد غیر عادی مغز که موجب ابتلا به اختلال اوتیسم می-

باشد در همان ماه‌های آغازین تولد صورت می‌گیرد. حتی ممکن است که رشد ناگهانی سر در کودکان زیر شش ماه از اولین نشانه‌های ابتلا به اوتیسم باشد. در این حالت می‌توان بیماری را تشخیص داده و شاید درمان کرد.

در سال‌های اخیر، تحقیقات گسترده‌ای در جهت یافتن الگوریتم‌های کامپیوتری برای تشخیص بیماری اوتیسم از روی داده‌های مغزی، انجام شده است. این امر به نوبه خود اثبات می‌کند که تشخیص این بیماری تنها با استفاده از تجربه متخصصان، کاری بسیار مشکل و بسیار زمان‌بر است. روش‌های تشخیص فعلی که بیشتر آن‌ها به سابقه بیمار و تست‌های عصبی-روانشناختی وابسته هستند، زمانی استفاده می‌شوند که بیشتر علائم اوتیسم در بیمار مشاهده شده که در اینصورت درمان بسیار مشکل و در مواردی بی‌فایده خواهد بود. بنابراین وجود روشی که بتواند در مراحل اولیه، این بیماری را به خوبی تشخیص دهد بسیار حیاتی است. بدین منظور، این پایان‌نامه سعی بر ایجاد سیستمی خودکار برای تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از تصاویر مغزی دارد.

این سیستم خودکار تشخیص بیماری، مکانیزمی با استفاده از تصاویر MRI مغزی ارائه می‌دهد که متخصصان بتوانند قبل از بروز علائم فیزیکی، بیماری را تشخیص داده و برای درمان بیماری اقدام نمایند.

۱۱-۱ ساختار پایان‌نامه

در این پایان‌نامه یک سیستم خودکار برای دسته‌بندی داده‌های MRI مغزی در دو گروه افراد سالم و افراد مبتلا به اوتیسم ارائه شده است. این سیستم نیز مانند اکثر سیستم‌های کامپیوتری در حوزه تشخیص الگو و یادگیری ماشین، دارای مراحل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی می‌باشد. در ادامه برای ارزیابی کارایی، سیستم پیشنهادی را بر روی یک پایگاه داده تصاویر MRI اعمال کرده‌ایم. در این پایان‌نامه، از دو روش متفاوت برای دسته‌بندی این تصاویر استفاده شده است. تفاوت این دو روش در نحوه پیش‌پردازش یا آماده‌سازی تصاویر برای استفاده در

مراحل بعدی تشخیص می‌باشد. اما هر دو روش در متدهای استخراج و انتخاب ویژگی یا نوع و تعداد دسته‌بندی کننده‌ها^۱ یکسان می‌باشند. نتایج حاصل از این روش‌ها اثبات می‌کند که با استفاده از داده‌های MRI می‌توان دقت دسته‌بندی قابل قبولی را بدست آورد. به عنوان مثال، دقت دسته‌بندی حاصل از اعمال دو چارچوب پیشنهاد شده بر روی پایگاه داده مورد استفاده برابر با ۷۶٪ و ۹۴٪ درصد بوده است که در فصل ۴ توضیح داده شده‌اند. در فصل حاضر از این پایان‌نامه، مقدمه‌ای بر بیماری اوتیسم و ضرورت تشخیص آن بیان شد. همچنین در این فصل برخی از روش‌های تصویربرداری از مغز به ویژه روش تصویربرداری MRI بررسی شدند. در ادامه این پایان‌نامه شامل چهار فصل دیگر است که مختصری از هر فصل در اینجا آورده شده است:

فصل دوم- مروری بر روش‌های قبلی: این فصل به بررسی برخی از روش‌های تشخیص بیماری‌های مغزی (به خصوص در زمینه تشخیص اوتیسم) می‌پردازد. این روش‌ها بر اساس نوع داده-ای که مورد استفاده قرار می‌دهند، گروه‌بندی شده‌اند.

فصل سوم- داده‌ها و روش‌ها: در این فصل پایگاه داده تصاویر MRI استفاده شده در این تحقیق معرفی شده‌است. همچنین در این فصل نرم‌افزارها و روش‌های لازم جهت اعمال پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی بر روی داده‌ها بطور کامل توضیح داده شده‌اند.

فصل چهارم- دسته‌بندی و نتایج: در این فصل روش‌های پیشنهادی جهت دسته‌بندی تصاویر MRI معرفی شده و نتایج حاصل از آن با برخی از روش‌های چاپ شده در مقالات معتبر مقایسه شده است.

فصل پنجم- نتیجه‌گیری و پیشنهادات: در این فصل نتایج حاصل از این تحقیق به همراه پیشنهاداتی برای ادامه کار در این زمینه بیان شده است.

¹ Classifiers

فصل دوم:

مروری بر روش های قبلی

۱-۲ مقدمه

چنانچه قبلا بیان شد، تشخیص بیماری اوتیسم قبل از بروز نشانه‌های آن، امری بسیار مشکل بوده و نتایج آن غیر قابل اطمینان است. تشخیص سریع این بیماری در درمان آن بسیار موثر است، از سوی دیگر بیماری اوتیسم ممکن است تا چند ماه اول زندگی شخص هیچ علائم فیزیکی را نشان ندهد. در نتیجه نیاز به داده‌های مغزی برای تشخیص زودهنگام اوتیسم، امری اجتناب ناپذیر است. در ابتدای پیدایش داده‌های مغزی، این داده‌ها توسط متخصصان تحلیل شده و نسبت به نوع و شدت بیماری تصمیم‌گیری می‌شد. اما برخی از ویژگی‌های داده‌های مغزی، مانند حجم بالای اطلاعات و وجود نویز^۱ در آنها، متخصصان را مجبور به استفاده از روش‌های کامپیوتری برای تشخیص بیماری‌های روانی می‌کند. در این راستا، تشخیص بیماری اوتیسم با استفاده از روش‌های کامپیوتری نیز مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است. در این فصل، برخی از روش‌هایی معرفی شده در زمینه دسته‌بندی افراد سالم و افراد مبتلا به بیماریهای مغزی، بررسی خواهند شد.

۲-۲ نواحی تاثیرپذیر مغز در بیماری اوتیسم

با پیشرفت‌های اخیر در تصویربرداری مغزی، بررسی‌های متعددی بر روی تصاویر مغز بیماران مبتلا به اوتیسم و مقایسه نتایج با افراد سالم صورت گرفته است. در [۱۴] با استفاده از دو روش مکمل تجزیه و تحلیل ضخامت قشر مغز^۲ و مورفومتری مبتنی بر وکسل^۳ به بررسی تفاوت‌های آناتومیک مغز بین گروهی از افراد جوان مبتلا به اوتیسم و گروهی از افراد سالم می‌پردازد. این دو روش مناطق درگیر از مغز را نشان داده‌اند که اغلب به صورت افزایش ماده خاکستری می‌باشد. در [۱۵] یک روش چند پارامتری برای توصیف ساختار پیچیده و ظریف آناتومی ماده خاکستری افراد مبتلا به اوتیسم، معرفی شده که به وسیله آن الگوهای مناطق تشخیص دهنده را برای انواع پارامترهای آناتومی مغز آشکار می‌سازد. در این تحقیق مجموعه‌ای از پنج پارامتر مورفولوژیکی شامل

¹ Noise

² Cortical Thickness Analysis(CT)

³ Voxel-Based Morphometry (VBM)

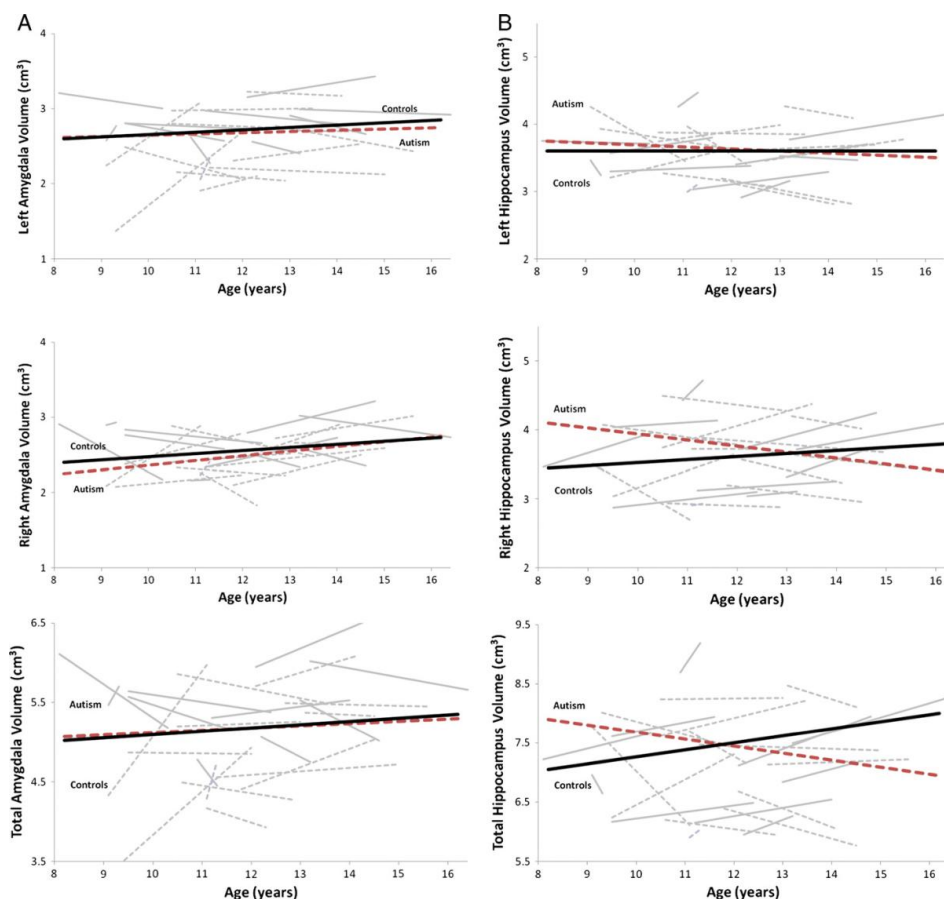
ویژگی‌های حجمی و هندسی روی هر قسمتی از سطح قشر مغز برای جداسازی افراد مبتلا به اوتیسم از افراد سالم با استفاده از رویکرد تحلیلی ماشین بردار پشتیبان (SVM)، و برای پیدا کردن یک الگوی فضای توزیع از مناطق با ماکزیمم وزن طبقه‌بندی، استفاده شده است.

در [۱۶] از تصاویر مغزی ۲۳ کودک مبتلا به اوتیسم و ۲۳ کودک سالم بین سنین هشت تا دوازده سال استفاده شده است. از مدل رگرسیون^۱ برای برآورد تفاوت در قسمت‌های آمیگدال^۲ و حجم هیپوکامپ^۳ مغز اشخاص استفاده شده است. نتایج به دست آمده از آزمایشات بیانگر این است که تغییرات حجم آمیگدال با زمان بین دو گروه مشابه می‌باشد. در گروه افراد اوتیسمی، تغییر حجم آمیگدال راست با توانایی ایجاد ارتباط چشمی مناسب با دیگران در ارتباط می‌باشد همچنین حجم هیپوکامپ راست در کودکان مبتلا به اوتیسم در مقایسه با کودکان سالم به شدت افزایش می‌یابد. در این مطالعه بیان می‌شود که تفاوت حجم هیپوکامپ بین دو گروه سالم و بیمار ممکن است در اواخر دوران کودکی و نوجوانی به وجود آید. در شکل ۱-۲ حجم آمیگدال برای هر دو گروه به صورت کامل بررسی شده است.

¹ Regression models

² amygdala

³ hippocampal

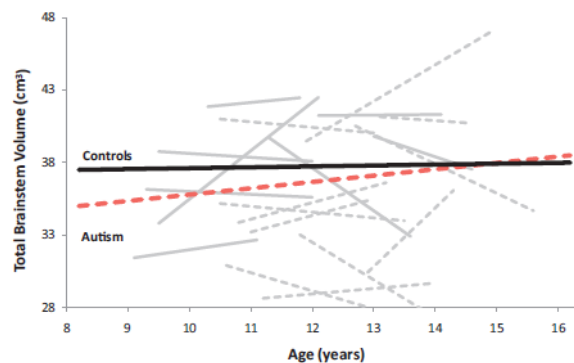


شکل ۲-۱۱: حجم آمیگدال چپ و راست در بین سنین ۸ تا ۱۶ سال برای دو گروه سالم و اوتیسمی نشان داده شده است (خط کامل نشان دهنده افراد سالم و خط چین نشان دهنده افراد اوتیسمی): B: حجم هیپوکامپ چپ و راست بین گروه سنی ۸ تا ۱۶ برای هر دو گروه سالم و اوتیسمی

در [۱۷] در مورد نقش ساقه مغز^۱ در پاتوبیولوژی اوتیسم مطالعه شده است. برای انجام این تحقیق، ۴۶ نوجوان پسر بین سنین هشت تا هفده سال که ۲۳ نفر از آنها دارای بیماری اوتیسم و ۲۳ نفر دیگر سالم بوده و ناتوانی ذهنی دیگری ندارند، مورد بررسی قرار گرفته‌اند. هدف از انجام این تحقیق بررسی نحوه توسعه ساقه مغز از طریق انجام اندازه‌گیری‌های حجمی تصاویر مغزی می‌باشد. اسکن MRI ساختاری شرکت کنندگان در این آزمایش در دو مرحله و با فاصله دو سال، جمع‌آوری شده است. در این تحقیق برای اندازه‌گیری حجم ساقه مغز از بسته نرم افزار BRAINS2 استفاده شده است. نتایج، هیچ اختلاف معنی‌داری در سن، جنس و حجم کل مغز شرکت کنندگان نشان نداده‌اند. با این حال، IQ افراد سالم از اشخاص مبتلا به اوتیسم بالاتر بوده است. از سوی دیگر هر دو گروه،

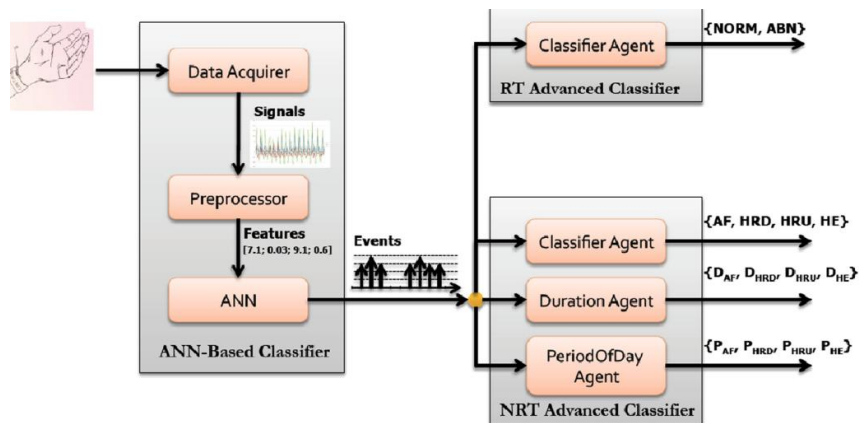
¹ Brainstem

الگوهای مختلف رشد در حجم ساقه مغز را نشان داده‌اند. یافته‌های بدست آمده از این طرح تحقیقاتی بیان می‌کند که اختلالات رشد ساقه مغز در بیمار اوتیسمی در درجه اول مربوط به ساختار ماده خاکستری مغز می‌باشد. در شکل ۲-۲ تغییرات مربوط به هر دو گروه نمایش داده شده است.



شکل ۲-۲ تغییرات وابسته به سن در مجموع حجم ساقه مغز در شرکت کنندگان مبتلا به اوتیسم (خطوط قرمز و نقطه چین خاکستری) و افراد سالم (خطوط سیاه و خط ممتد خاکستری).

در [۱۸] یک روش برای تشخیص اختلالات حرکت‌های کلیشه‌ای در کودکان اوتیسمی، ارائه شده است. در این روش سیگنال‌های گرفتار شده به وسیله شتاب‌سنج برای بدست آوردن ویژگی‌هایی که به نوبه خود برای طبقه‌بندی قالب زمان فعلی برای تشخیص حرکت‌های کلیشه‌ای منتقل شده، پیش پردازش شده‌است. همچنین وقتی که یک حرکت کلیشه‌ای شناسایی می‌شود، رخدادها برای اجزای وضعیت آگاه هوشمند، که اطلاعات مربوط به فرکانس و دوره روزانه اختلالات و .. را جمع‌آوری می‌کنند، تولید می‌شود. از لحاظ کمی در این مقاله، طبقه‌بندی off-line دقتی بیش از ۹۹٪ را نشان داده است در حالی که طبقه‌بندی on-line ۹۲٪ دقت را نشان می‌دهد. گردش کار فرایند تشخیص انجام شده با استفاده از این روش، در شکل ۳-۲ نشان داده شده است.



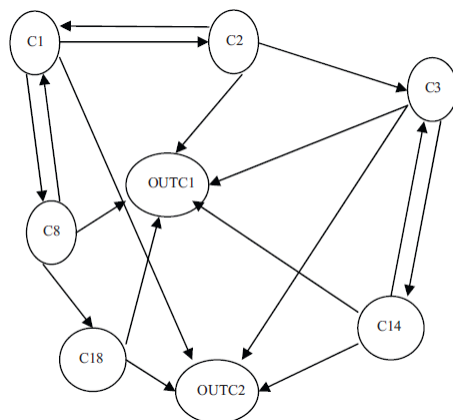
شکل ۲-۳ گردش کار فرایند تشخیص

در [۱۹] از گروه شبکه‌های عصبی برای یادگیری گروه^۱ FCMs تولید شده توسط الگوریتم NHL^۲ برای تشخیص بیماری اوتیسم، استفاده شده است. در این مقاله الگوی یادگیری جدیدی برای FCMها بر اساس الگوریتم‌های گروهی پیشنهاد شده است که از ویژگی‌های سودمند الگوریتم داده محور NHL و تکنیک‌های یادگیری گروهی استفاده کرده است. مقایسه نتایج بدست آمده از روش پیشنهاد شده در این مقاله با نتایج روشی که به تنهایی از الگوریتم داده محور NHL برای آموزش FCM استفاده کرده است، کارایی این روش را نسبت به روش‌های قبلی نشان داده است. در شکل ۲-۴ مدل کلی FCM در تصمیم‌گیری‌های پزشکی نشان داده شده است.

FCM در واقع توصیف حوزه خاص با استفاده از گره/مفاهیم (متغیر، حالت‌ها، ورودی‌ها، خروجی‌ها) و روابط فازی بین آنها می‌باشد. مفاهیم استفاده شده برای نشان دادن جنبه‌های مختلف سیستم و همچنین نمایش رفتارشان می‌باشد [۲۰].

¹ Fuzzy cognitive maps

² non linear Hebbian learning



شکل ۴-۲ مدل کلی FCM برای تصمیم‌گیری‌های پزشکی

در [۲۱] از روش داده‌کاوی برای شناسایی مهمترین رشته ژن ذخیره شده در یک مجموعه ژن، برای تشخیص اوتیسم استفاده شده است. چند روش برای انتخاب ویژگی استفاده شده و در نهایت نتایج در خروجی جمع آوری شده است. هدف این مقاله توسعه سیستم تلفیقی روش‌های مختلف انتخاب، برای یافتن نزدیکترین ژن مرتبط با اوتیسم در یک مجموعه می‌باشد. در روش پیشنهادی در این مقاله، ژن با شباهت بیشتر به وسیله روش دو مرحله‌ای انتخاب می‌شود. مرحله اول هشت روش انتخاب ویژگی مختلف به صورت مستقل اعمال می‌شود. و در مرحله دوم مجموعه نهایی با ترکیب تمام زیرمجموعه‌های بدست آمده مشخص می‌شود. ژن انتخاب شده به عنوان ویژگی‌های ورودی در دسته‌بندی کننده استفاده می‌شود که مسئول تشخیص مورد اوتیسمی از کل موارد می‌باشد. در فاز دوم این مقاله دو مرحله دسته‌بندی کننده پیشنهاد شده است. در مرحله اول با استفاده از دسته‌بندی کننده SVM مجموعه‌ای از ژن‌های انتخابی را فراهم کرده و در مرحله دوم نتایج بدست آمده برای تصمیم‌گیری نهایی در یک درخت تصمیم ترکیب می‌شوند.

۳-۲ بررسی بیماریهای مشابه

در [۲۲] به بررسی رابطه دو بیماری اوتیسم و اسکیزوفرنی پرداخته شده است. در حدود یک قرن پیش بیماری اوتیسم به عنوان شکل خاصی از بیماری اسکیزوفرنی شناخت شده بود. در این مطالعه محققین بیان کرده‌اند با بررسی یکسری داده‌های ژنتیکی خاص، می‌توانند راهی پیدا کنند که

به درمان هر دو اختلال اوتیسم و اسکیزوفرنی کمک کند. به همین منظور در راستای مطالعات روش-های کامپیوتری موجود برای تشخیص بیماری اوتیسم، به بررسی سایر روش‌های موجود، برای تشخیص بیماری‌های مغزی مشابه پرداخته‌ایم. در زیر به مطالعه تعدادی از روش‌های موجود برای تشخیص بیماری‌های مغزی پرداخته‌ایم.

۲-۳-۱ بررسی روش‌های انجام شده بر روی بیماری‌های مغزی مشابه

تحقیقات زیادی برای ایجاد یک مدل محاسباتی که بتواند به تشخیص اسکیزوفرنی کمک کند، انجام شده است. در برخی از این تحقیقات که برپایه تصاویر MRI بوده بیان شده است که، تالاموس^۱ (ماده خاکستری مغز میانی) در افراد مبتلا به اسکیزوفرنی نسبت به افراد غیر مبتلا متفاوت بوده، و توجه به آن می‌تواند به تشخیص دقیق اسکیزوفرنی کمک کند. همچنین قسمت‌های دیگر مغز که به تالاموس متصل هستند، ممکن است در ابتلا به بیماری نقش داشته باشند. در [۲۳] روشی ارائه شده است که به صورت خودکار بخش‌هایی از تالاموس را که در بروز اسکیزوفرنی دخیل هستند، پیدا می‌کند. سپس از این داده‌ها که همان ویژگی‌های استخراج شده هستند، برای آموزش یک شبکه عصبی از نوع پرسپترون چند لایه^۲ (MLP) استفاده می‌شود. در این تحقیق دقت دسته‌بندی برای تصاویر MRI مربوط به ۱۸ نفر ۱۰۰٪ گزارش شده است.

جاب و دیگران [۲۴] با تصویربرداری MRI در بازه‌های زمانی متفاوت، از مغز ۶۵ نفر (۵۷ نفر سالم و ۸ نفر بیمار) که در خطر ابتلا به اسکیزوفرنی بودند، نشان داده‌اند که حجم ماده خاکستری^۳ (GM) افراد مبتلا به اسکیزوفرنی در طول زمان تغییر می‌کند. در این تحقیق، ابتدا با استفاده از نرم‌افزار SPM تصاویر مغزی قطعه‌بندی^۴ شده و قطعه‌های مربوط به ماده خاکستری مغز، برای پردازش‌های بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است. دقت دسته‌بندی در این روش حدود ۸۹٪ گزارش شده است.

¹ Thalamus

² Multi-Layer Perceptron

³ Grey Matter

⁴ Segmentation

محققین در [۲۵] روش جدیدی را برای دسته‌بندی داده‌های مغزی مربوط به ۲۸ نفر (۸ نفر سالم، ۱۰ نفر بیمار مبتلا به اسکیزوفرنی و ۱۰ نفر بیمار مبتلا به اختلال دو قطبی) در سه گروه پیشنهاد کرده‌اند. این روش توانسته است داده‌ها را با دقتی در حدود ۹۶٪ دسته‌بندی کند. در این تحقیق، برای تشکیل بردار ویژگی^۱ دو نوع اطلاعات باهم ترکیب شده است. این دو نوع عبارتند از داده‌های ساختاری مغز که از تصاویر MRI استخراج شده است و امتیازات بدست آمده از آزمون‌های نوروفیزیولوژیکی^۲. در نهایت با استفاده از روش جدا کننده خطی^۳ LDA عمل دسته‌بندی انجام شده است.

در [۲۶] روشی برای تشخیص اسکیزوفرنی با استفاده از تصاویر MRI ارائه شده، که براساس ساختار مورفولوژی^۴ مغز (ریخت شناسی) اقدام به دسته‌بندی اطلاعات مربوط به ۱۰۴ نفر (۵۲ نفر سالم و ۵۲ نفر مبتلا به اسکیزوفرنی) کرده است. ابتدا تصاویر با استفاده از جعبه ابزار^۵ ریخت‌سنجی مبتنی بر وکسل^۶ (VBM) که در نرم‌افزار SPM تعبیه شده است، پیش‌پردازش می‌شوند. سپس ویژگی‌ها را از قسمت‌های مربوط به ماده خاکستری استخراج می‌کنند. برای انجام دسته‌بندی از دسته‌بندی کننده‌های ماشین بردار پشتیبان^۷ (SVM) و K نزدیکترین همسایه^۸ (KNN) استفاده شده است. بالاترین دقت دسته‌بندی در این تحقیق، با استفاده از SVM حدود ۸۴٪ و برای KNN با ۱۱ همسایه ($K=11$) حدود ۸۷٪ و برای ۲۱ همسایه حدود ۸۶٪ گزارش شده است.

تاناکا و دیگران [۲۷] با استفاده از پتانسیل‌های وابسته به رویداد (ERP) که از سیگنال‌های EEG مشتق می‌شوند، اطلاعات مربوط به ۴۰ نفر (۲۰ نفر سالم و ۲۰ نفر بیمار اسکیزوفرنی) را دسته-

¹ Feature Vector

² Neuropsychological Test

³ Linear Discriminant Analysis (LDA)

⁴ Morphology

⁵ Toolbox

⁶ Voxel-Based Morphometry (VBM)

⁷ Support Vector Machines (SVM)

⁸ K Nearest Neighbors

بندی کرده‌اند. نرخ دسته‌بندی^۱ در این تحقیق در حدود ۸۰٪ تا ۹۰٪ گزارش شده است. در این روش، ابتدا الگوریتم PCA^۲ بر روی داده‌ها اعمال شده و سه مؤلفه اصلی^۳ (PC) اول را برای پردازش‌های بعدی در نظر گرفته‌اند. در این تحقیق مشخص شد که اولین مؤلفه اصلی فعالیت‌های کلی مغز را نشان می‌دهد. دومین مؤلفه فعالیت‌های مغزی قبل و بعد از واکنش به محرک‌های بیرونی را نشان می‌دهد. سومین مؤلفه نیز فعالیت مربوط به نیم کره‌های متفاوت مغز را نشان می‌دهد. اولین و دومین مؤلفه تا حدود زیادی بین دو گروه سالم و بیمار مشابه بودند، اما سومین مؤلفه تفاوت‌های قابل ملاحظه‌ای را بین دو گروه نشان داده است.

رضا بوستانی و دیگران [۲۸] سیگنال‌های EEG مربوط به ۳۱ نفر (۱۸ نفر سالم و ۱۳ نفر مبتلا به اسکیزوفرنی) را با دقت ۸۷.۵۱٪ دسته‌بندی کرده‌اند. در این تحقیق، سه روش برای استخراج ویژگی استفاده شده است. این روش‌ها عبارتند از پارامترهای مدل خودبازگشت^۴ (AR)، قدرت باند^۵ مربوط به فرکانس‌های سیگنال EEG و بعد فرکتال^۶ داده‌ها. برای دسته‌بندی داده‌ها نیز از نسخه تقویت شده LDA مستقیم^۷ (BDLDA) استفاده شده است. در نهایت، نتایج حاصل از این دسته‌بندی کننده با برخی روش‌های دسته‌بندی دیگر مقایسه شده است. در این میان دقت دسته‌بندی کننده‌های SVM و نسخه فازی^۸ آن (FSVM) کمتر از ۵۰٪ بوده است، که دلیل آن حساسیت زیاد این روش‌ها به داده‌های پرت^۹ گزارش شده است.

(MEG)^{۱۰} یک روش بدون عوارض جانبی، برای ثبت سیگنال‌های مغزی است که بر اساس اندازه‌گیری میدان‌های مغناطیسی تولید شده توسط فعالیت‌های نورونی^{۱۱} مغز عمل می‌کند. سیگنال -

¹ Classification Rate

² Principal Component Analysis

³ Principal Component

⁴ Autoregressive (AR) model parameters

⁵ Band Power

⁶ Fractal Dimension

⁷ Boosted version of Direct Linear Discriminant Analysis (BDLDA)

⁸ Fuzzy SVM (FSVM)

⁹ Outlier Data

¹⁰ magneto encephalo graphy

¹¹ Neuronal Activity

های MEG می‌توانند برای تشخیص بیماری‌های روانی بسیار مفید باشند. به عنوان مثال در [۲۹] سیگنال‌های MEG بدست آمده از ۱۴۲ نفر (۸۹ نفر سالم، ۹ نفر مبتلا به آلزایمر، ۱۶ نفر مبتلا به اسکیزوفرنی، ۳ نفر اعتیاد شدید به الکل^۱، ۱۰ نفر مبتلا به سندروم شوگرن^۲، ۱۲ نفر مبتلا به بیماری ام‌اس^۳ و ۳ نفر مبتلا به بیماری درد صورت^۴) را در ۷ گروه و با دقت ۷۷٪ دسته‌بندی کرده‌اند. در این تحقیق، برای یافتن زیر مجموعه‌ای از سیگنال‌ها که تفکیک‌پذیری قابل قبولی داشته باشند، از الگوریتم ژنتیک^۵ (GA) استفاده شده است (با توجه به بزرگی فضای جستجو). در نهایت، برای انتخاب بهترین ویژگی‌های از میان خروجی‌های GA، از روش‌های آماری و برای انجام دسته‌بندی از LDA استفاده شده است.

تغییرات ریخت‌شناسی بافت تصاویر مغزی، اطلاعاتی را فراهم می‌کند که می‌توان افراد دچار اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی را از افراد سالم تفکیک کرد. در جدیدترین مرجع موجود [۳۰]، ریخت‌شناسی مغز توصیف شده و یک روش استخراج ویژگی برپایه مشاهده نقطه بافت تصویر با استفاده از الگوی باینری محلی^۶ برای سه صفحه متعامد در فضا (LBP_TOP)، استفاده شده است. پس از استخراج ویژگی با استفاده از الگوی باینری محلی برای سه صفحه متعامد، از کلاسه‌بند ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی داده‌ها مغزی به دو کلاس بیمار و سالم استفاده کرده است [۳۱]. در شکل ۲-۵ نحوه استخراج ویژگی و نمودار هیستوگرام نمایش داده شده است.

¹ Chronic Alcoholism

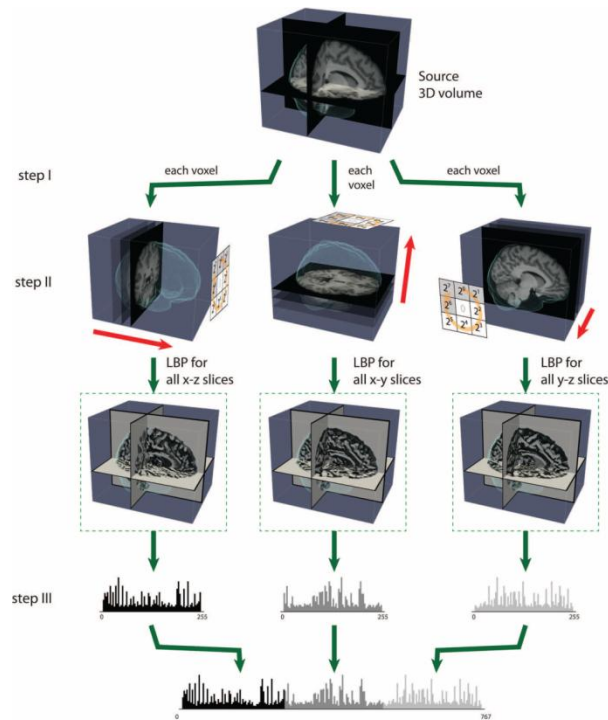
² Sjogren's Syndrome

³ Multiple Sclerosis

⁴ Facial Pain

⁵ Genetic Algorithm

⁶ Local Binary Patterns on Three Orthogonal Planes



شکل ۵-۲ عملگر (LBP_TOP) و استخراج ویژگی و نمایش نمودار هیستوگرام آن‌ها

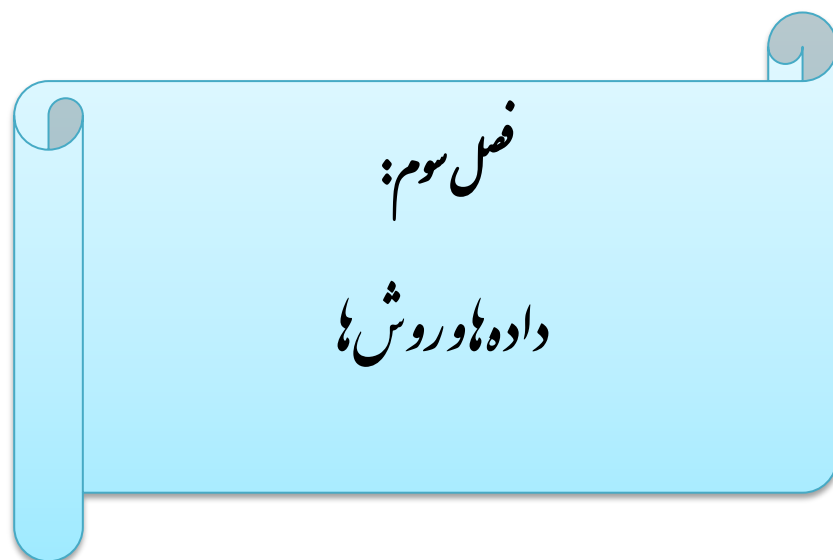
مرجع [۳۲] با استفاده از اطلاعات آماری و آناتومیک، اقدام به جداسازی اتوماتیک ناحیه هیپوکمپس مغز بر اساس تصاویر MRI می‌نماید. این تحقیق به کمک وکسل‌های بدست‌آمده اقدام به دسته‌بندی ۱۶۶ فرد سالم و ۱۴۵ بیمار آلزایمر نموده و به درصد تشخیص ۷۶٪ دست پیدا کرده است. بر اساس اطلاعات شکل ناحیه هیپوکمپس، گراردین و همکارانش [۳۳]، ویژگی‌های جدیدی برای تشخیص بیماری آلزایمر استخراج نموده‌اند. همچنین به دلیل تعداد اندک نمونه‌های موجود در هر دسته، ابتدا به کمک روش‌های انتخاب ویژگی اقدام به کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها و سپس دسته‌بندی کرده‌اند. در زمانی که تعداد ویژگی‌ها نسبت به نمونه‌ها زیاد باشد، دسته‌بندی می‌تواند حساسیت بیشتر به ویژگی‌های بی‌ارزش داشته باشد. روش ارائه شده در این مقاله بر روی پایگاه تصاویر شامل ۲۵ فرد سالم و ۲۳ فرد بیمار آلزایمر و روش Leave-one-out به نتیجه تشخیص ۹۴٪ رسیده است. هینریچز^۱ و همکارانش [۳۴] از مقدار شدت وکسل‌های مورد علاقه و یادگیری مبتنی بر چند

¹ Hinrichs

کرnl^۱ برای تفکیک افراد سالم از بیماران آلزایمر استفاده کرده‌اند. آنها ابتدا با استفاده از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر T-test، وکسل‌های مهم‌تر را انتخاب می‌کنند. سپس به کمک یادگیری چند کرnلی مبتنی بر بردارهای ماشین بردار پشتیبان اقدام به ترکیب دسته‌بندی‌های مبتنی بر تصاویر MRI و PET می‌نمایند. این تحقیق با ترکیب روش‌های مختلف به درصد تشخیص ۹۲.۴٪ در مقابل درصد تشخیص ۸۷.۶٪ زمانی که از یک روش برای دسته‌بندی استفاده می‌شود، دست یافته است.

در [۳۵] با استفاده از یک الگوریتم اتوماتیک قطعه‌بندی، اقدام به جداسازی ۲۵ ناحیه غشایی مختلف مغز می‌نماید. سپس از اطلاعات بدست آمده از محاسبه میانگین ضخامت هر ناحیه، بیماران آلزایمر را از افراد سالم جدا می‌نماید. این روش روی پایگاه داده تصاویر MRI حاوی ۱۹ بیمار و ۱۷ فرد سالم، به درصد تشخیص ۹۷٪ رسیده است.

¹ Multi-learning kernel



۳-۱ مقدمه

مشخص نمودن وضعیت مغز افراد و مقایسه مغز افراد سالم و بیمار، از اصلی‌ترین اهداف متخصصان علوم اعصاب می‌باشد [۳۶]. بررسی و مقایسه مغز افراد با استفاده از تکنیک‌های شناسایی الگو^۱ می‌تواند تا حد زیادی پزشکان متخصص را در زمینه تشخیص بیماری‌های مغزی یاری رساند. دلیل این امر آن است که، مبنای اصلی روش‌های شناسایی الگو را دسته‌بندی خودکار داده‌ها در گروه‌های از پیش تعریف شده بر اساس ویژگی‌های آن داده‌ها، تشکیل می‌دهد. در این میان، دقت بالای دسته‌بندی تا حد زیادی به استخراج ویژگی‌های مناسبی از داده‌ها که تفکیک‌پذیری بالایی داشته باشند، وابسته است. در نتیجه، برای استخراج ویژگی‌های مناسب از داده‌ها (با استفاده از روش‌های آماری یا کاربردی) از الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۲ استفاده می‌شود [۳۷]. در این فصل روش‌های موجود در زمینه تشخیص الگو و یادگیری ماشین که در این پایان‌نامه بکار برده شده‌اند، بررسی خواهند شد. این روش‌ها به گروه‌های پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی تقسیم می‌شوند. برای ارزیابی کارایی، روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌ای از داده‌ها اعمال شده است. این داده‌ها که در قالب پایگاه داده تصاویر MRI مغزی در دسترس هستند، در بخش بعدی بررسی شده‌اند.

۳-۲ پایگاه داده تصاویر MRI

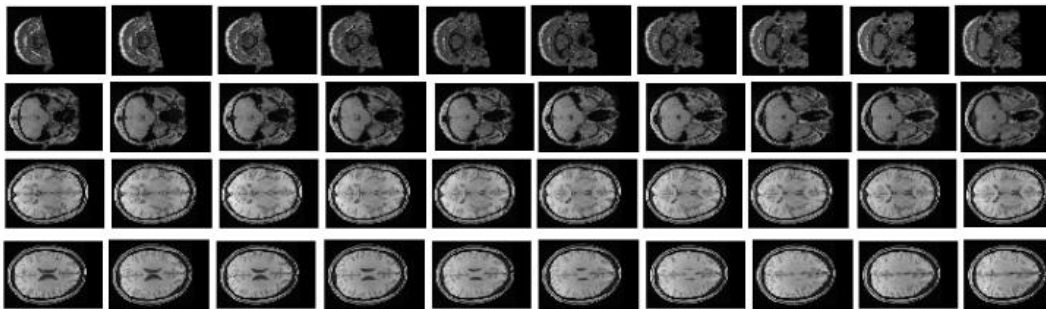
در این بخش مروری خواهیم داشت بر روی داده‌هایی که در جهت انجام آزمایشات در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این داده‌ها در قالب پایگاه داده تصاویر مغزی در اختیار محققان و متخصصان تشخیص اوتیسم قرار دارد. در این پایگاه داده علاوه بر تصاویر MRI، برخی داده‌های مغزی دیگر (بدست آمده از سایر روش‌های تصویربرداری مغزی) نیز وجود دارد. اما به دلیل اینکه در این پایان‌نامه تنها از داده‌های MRI برای تشخیص اوتیسم استفاده می‌شود، از بررسی سایر داده‌های موجود خودداری شده است.

¹ Pattern Recognition

² Machine Learning

۱-۲-۳ پایگاه داده Caltech

پایگاه داده تصاویر مغزی کلتک^۱ (Caltech) [۳۸] اطلاعات مربوط به ۳۸ نفر (۱۹ نفر سالم و ۱۹ نفر بیمار مبتلا به اوتیسم) را در اختیار قرار می‌دهد. روش بدست آوردن داده‌های MRI موجود در این پایگاه داده به اینصورت است که: از شرکت کنندگان خواسته شده که در هنگام انجام اسکن چشمان خود را بسته نگه داشته اما در حالت هوشیار (بیداری) قرار داشته باشند. پس از اسکن همه شرکت کنندگان تایید کردند که در کل زمان اسکن بیدار بوده‌اند. بدین صورت اسکن وضعیت استراحت به همراه اسکن ساختار مغز این افراد بدست آمده است. اسکن هر شخص شامل ۲۵۶ برش^۲ مغزی است. هر برش مغزی نیز یک تصویر با رزولوشن بالا^۳ می‌باشد. ابعاد تصویر هر برش مغزی ۱۷۶×۲۵۶ پیکسل^۴ می‌باشد.



شکل ۱-۳ مثالی از پایگاه داده Caltech

داده‌های MRI موجود در این پایگاه داده به روش تصویربرداری دو وجهی اکو^۵ (EPI) ایجاد شده‌اند. در شکل ۱-۳ مثالی از تصاویر موجود در این پایگاه داده نشان داده شده است.

۳-۳ پیش پردازش

به دلیل ابعاد بالای داده‌های مغزی مانند MRI و fMRI و همچنین ماهیت نویزی آنها، چالش‌های زیادی در زمینه تحلیل و تفسیر دقیق این داده‌ها وجود دارد [۳۹]. یکی از اصلی‌ترین

¹ California Institute of Technology

² Slice

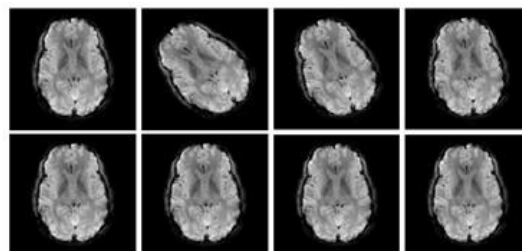
³ High Resolution

⁴ Pixel

⁵ Echo Planar Imaging (EPI)

مباحث در این زمینه، بحث پیش‌پردازش داده‌ها می‌باشد. در این بخش، ابزارها و روش‌های بکار رفته برای پیش‌پردازش داده‌های MRI بررسی خواهند شد.

معمولا در مقالات مرتبط در تشخیص بیماری‌های مغزی از جمله اوتیسم با استفاده از داده‌های MRI یا fMRI [۷]، [۴۱]، [۴۲] از پیش‌پردازش‌های تراز کردن^۱ (تنظیم)، نرمال‌سازی^۲ و هموارسازی^۳ استفاده می‌شود. پیش‌پردازش تراز کردن معمولا در روش‌هایی که از داده‌های fMRI استفاده می‌کنند بکار برده می‌شود. زیرا در تهیه این داده‌ها مدت زمان اسکن مغز طولانی و خسته کننده بوده و ممکن است که شخص نتواند در تمام طول اسکن سر خود را ثابت نگه دارد و حرکات ناخواسته‌ای در قسمت سر داشته باشد، این حرکات هر چند هم جزئی باشند، تاثیرات نامطلوب زیادی بر روی نتیجه کار خواهند گذاشت. در شکل ۲-۳ نمونه‌ای از تصاویر دارای چرخش و تصاویر تراز شده با استفاده از نرم افزار SPM نشان داده شده است.



شکل ۲-۳ چند تصویر برش مغزی قبل و بعد از تنظیم

اما چون در اسکن‌های MRI داده‌ها ۳ بعدی بوده و پارامتر زمان وجود ندارد (همه برش‌های مغزی در یک زمان تهیه می‌شوند) این حرکات ناخواسته نیز پدید نخواهند آمد. در نتیجه از پیش‌پردازش تراز کردن در این پایان‌نامه استفاده نشده است. اما پیش‌پردازش نرمال‌سازی و هموار کردن مورد استفاده قرار گرفته‌اند. منظور از هموار کردن اعمال یک فیلتر خطی نرمال برای حذف یا کاهش نویز از تصاویر است. این فیلتر معمولا در پردازش تصویر به صورت یک ماسک دو بعدی بوده که با

¹ Realignment

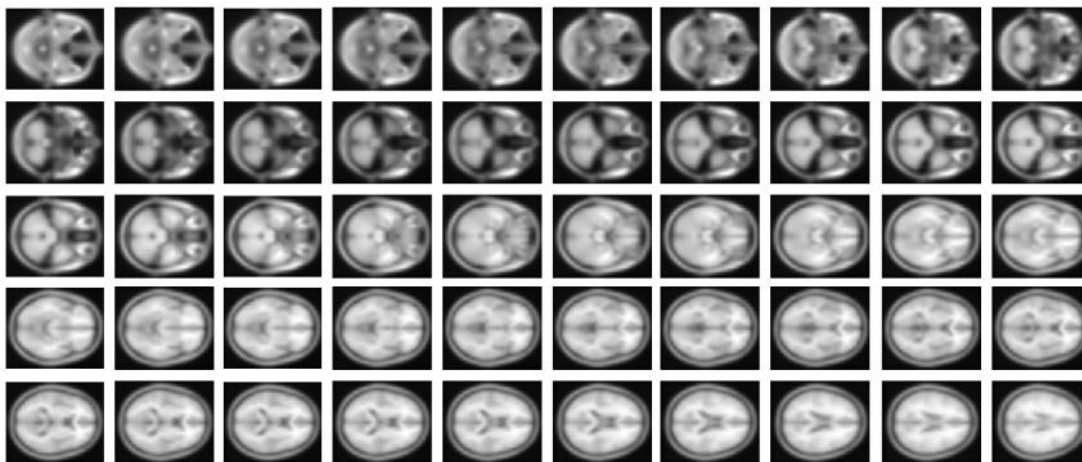
² Normalization

³ Smoothing

تصویر کانولو (پیچش) می‌شود. اما در نرم‌افزار SPM این فیلتر به صورت سه بعدی بوده و با تصویر کانولو می‌شود. از سوی دیگر در بعضی مقالات مرتبط برای تشخیص بیماری اوتیسم [۴۳]، [۴۴] از پیش پردازش قطعه بندی^۱ (سگمنت کردن) تصاویر مغزی نیز استفاده شده است. در ادامه پیش-پردازش‌های نرمال‌سازی و قطعه بندی توضیح داده می‌شوند.

۱-۱-۳-۳ نرمال‌سازی تصاویر

نرمال‌سازی تصاویر MRI با استفاده از نرم‌افزار SPM به این صورت است که تمام برش‌ها به یک مدل یا قالب^۲ استاندارد نگاشت می‌شوند. این نگاشت با استفاده از کمینه کردن^۳ مربعات خطا بین تصاویر مغزی و قالب استاندارد انجام می‌شود [۴۵]. در این پایان‌نامه از قالب استاندارد T1 موجود در نرم‌افزار SPM برای نرمال‌سازی تصاویر استفاده شده است. در نرمال‌سازی علاوه بر نگاشت تصاویر به یک قالب استاندارد، حواشی اضافی تصاویر نیز حذف خواهد شد. در شکل ۳-۳ برخی از برش‌های قالب استاندارد T1 نشان داده شده است. در ادامه، مثالی از پایگاه داده CALTECH که توسط نرم-افزار SPM نرمال‌سازی شده است را می‌توان در شکل ۴-۳ مشاهده نمود.

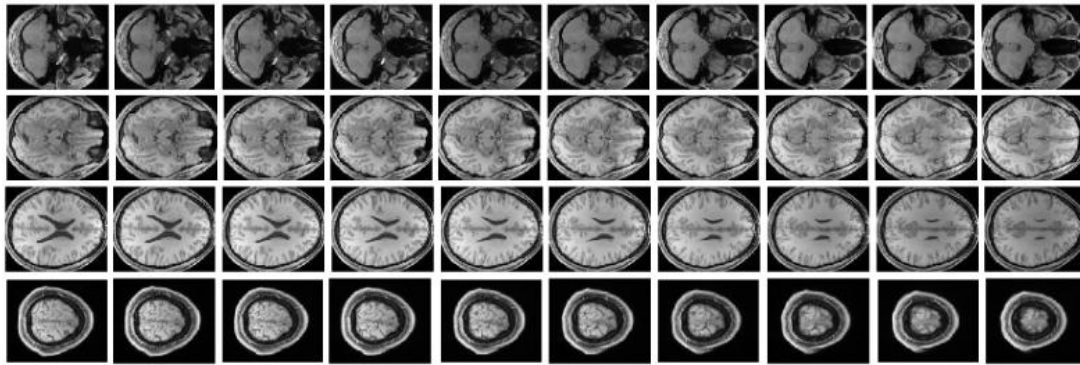


شکل ۳-۳ قالب استاندارد T1 موجود در SPM

¹ Segmentation

² Template

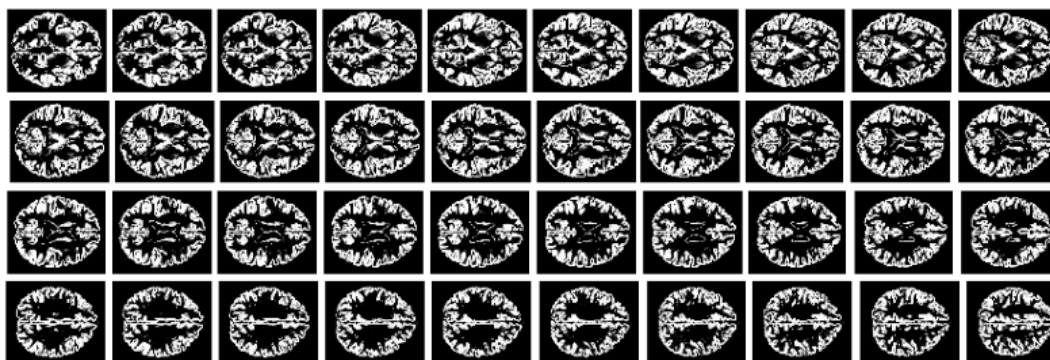
³ Minimizing



شکل ۳-۴ نمونه‌ای از نرمال‌سازی با استفاده از نرم‌افزار SPM

۳-۳-۱-۲ قطعه بندی

مزیت MRI نسبت به سایر روش‌های تصویر برداری، قابلیت تفکیک فضایی بالا و تشخیص بسیار خوب بافت‌های نرم می‌باشد [۴۶]. عمل جداسازی یا قطعه بندی تصویر به تقسیم یک تصویر به گروه یا گروهایی از پیکسل‌های مرتبط به یکدیگر، گفته می‌شود. قطعه‌بندی دقیق بافت‌های مغزی جهت نمایش و اندازه‌گیری‌های حجمی، جراحی، بررسی عملکرد بافت‌های مغزی و پرتو درمانی مورد نیاز می‌باشد. ما در این پایان نامه با استفاده از نرم افزار SPM، بافت ماده خاکستری تصاویر MRI مغزی افراد را از کل تصویر مغز استخراج نموده‌ایم. نمونه‌ای از تصاویر سگمنت شده و استفاده شده در این پایان نامه در شکل ۳-۷ نشان داده شده است.



شکل ۳-۵ نمونه‌ای از قطعه بندی تصاویر مغزی با استفاده از نرم افزار SPM

۳-۴ کاهش ابعاد داده و استخراج ویژگی

کاهش ابعاد داده‌های MRI یکی از اصلی‌ترین چالش‌های موجود در تحقیقات در زمینه

تشخیص بیماری‌ها از جمله بیماری اوتیسم می‌باشد. روش‌های زیادی برای کاهش ابعاد داده در سال-های اخیر معرفی شده است که تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) [۴۷] یکی از محبوب‌ترین آنها است. تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک روش ریاضیاتی است که از تبدیل خطی متعامد برای انتقال داده‌های احتمالا دارای همبستگی به یک فضای جدید استفاده می‌کند. در نتیجه انجام این انتقال، داده‌ها در فضای جدید به صورت خطی، غیر همبسته خواهند بود (رابطه خطی داده‌ها حذف می‌شود). برای کاهش ابعاد داده‌ها، PCA یک ترکیب خطی از داده‌ها را محاسبه می‌کند که دارای واریانس^۱ بالایی بوده [۴۸] و آن داده‌ها را به یک زیر فضای جدید و با ابعاد کمتر به نام مؤلفه‌های اصلی^۲ (PC) انتقال می‌دهد [۴۹]. این تبدیل به این صورت خواهد بود که در فضای جدید، بزرگترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین بزرگترین واریانس بر روی دومین محور مختصات و ... قرار خواهد گرفت. برای کاهش ابعاد با توجه به نیاز مسئله، معمولاً مؤلفه‌هایی از داده‌ها را که بیشترین تاثیر در واریانس را دارند حفظ کرده و باقی مؤلفه‌ها حذف خواهند شد. کاهش ابعاد داده‌ها به سه دلیل دارای اهمیت است که عبارتند از [۵۰]:

۱- کاهش زمان محاسبات در پردازش‌های بعدی

۲- حذف افزونگی^۳ در داده‌ها (در حالتی که تعداد نمونه‌ها نسبت به ابعاد خیلی کمتر است)

۳- از تعداد ابعاد مورد نیاز برای مدل کردن داده‌های در دسترس کاسته می‌شود.

برای اعمال PCA بر روی داده‌ها، ابتدا داده‌ها به حول مرکز مختصات منتقل می‌شوند^۴ (کسر میانگین از داده‌ها). سپس ماتریس کواریانس^۵ داده‌ها را بدست آورده و بردارهای ویژه^۶ و مقادیر ویژه^۷ این ماتریس محاسبه خواهند شد. حال باید مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر آنها، به صورت نزولی مرتب شوند. بزرگترین مقدار ویژه متناسب با محوری است که داده‌ها بر روی آن بیشترین واریانس را

¹ Variance

² Principal Components (PC)

³ Redundancy

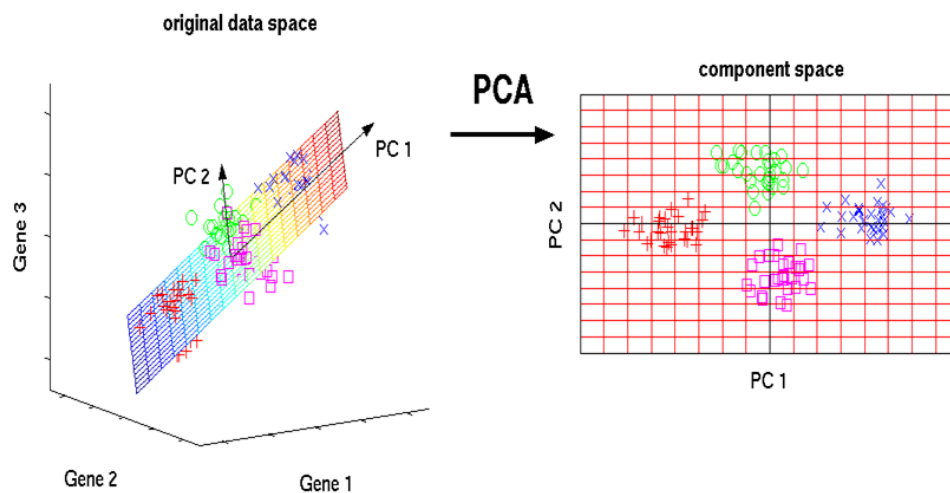
⁴ Centering

⁵ Covariance

⁶ Eigenvectors

⁷ Eigenvalues

دارند. با حرکت به سمت مقادیر ویژه کمتر، از واریانس داده‌ها بر روی محورهای متناظر نیز کاسته می‌شود. در نهایت پراکندگی بر روی برخی از محورها تا اندازه‌ای ناچیز است که می‌توان آنها را حذف نمود. در این پایان‌نامه برای اعمال PCA بر روی داده‌ها، از جعبه‌ابزار کاهش ابعاد داده‌ها در Matlab [۵۱] استفاده شده است. در شکل ۳-۶ نمونه‌ای از دسته‌بندی داده‌ها توسط SVM نشان داده شده است.



شکل ۳-۶ مثالی از کاهش تعداد ویژگی توسط PCA

در اینجا PCA بر روی اسکن‌های MRI مربوط به تمام افراد به صورت هم زمان اعمال می‌شود. برای اینکار تصاویر برش‌های مغزی هر شخص را به فرم برداری تبدیل کرده و تمام بردارهای مربوط به همه اشخاص را در یک ماتریس به نام D قرار خواهیم داد. چیدمان داده‌ها در این ماتریس به صورت زیر خواهد بود:

$$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \dots & d_{1,T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{V,1} & \dots & d_{V,T} \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

در اینجا، d مقادیر هر وکسل، T تعداد کل وکسل‌ها در هر اسکن MRI می‌باشد و V تعداد اسکن‌ها (افراد) می‌باشد. در نهایت با استفاده از جعبه‌ابزار ذکر شده، PCA را بر روی ماتریس D اعمال می‌کنیم.

۵-۳ انتخاب ویژگی

اگرچه پس از مراحل پیش پردازش و استخراج ویژگی، تا حدود زیادی از ابعاد داده‌های MRI کاسته شده، اما هنوز ابعاد ویژگی‌های بدست آمده بالا بوده و ممکن است نتوان بخوبی دو کلاس را از هم تفکیک نمود. در نتیجه، اگر با روش‌های مناسبی اقدام به انتخاب ویژگی‌هایی با خاصیت تفکیک-پذیری بیشتر نشود، ممکن است با مشکلاتی همچون عدم عمومیت یا فرایادگیری^۱ روبرو شویم. این مشکلات باعث می‌شوند که سیستم تنها در تشخیص نمونه‌هایی که در مرحله آموزش حضور داشته‌اند (یا بسیار شبیه به آنها هستند) دقت بالایی داشته باشد. از سوی دیگر هرچه تعداد ویژگی‌ها کمتر باشد، بار محاسباتی کمتری به سیستم تحمیل خواهد شد. بنا به دلایل ذکر شده، استفاده از روش‌های مناسب انتخاب ویژگی در اکثر سیستم‌های دسته‌بندی، امری اجتناب ناپذیر است. در این پایان‌نامه، انتخاب ویژگی با استفاده از روش آزمون آماری تی انجام شده که در ادامه توضیح داده می‌شود.

۱-۵-۳ آزمون آماری تی

آزمونی تی^۲ یکی از محبوب‌ترین روش‌های آماری است که در حال حاضر به‌صورت گسترده‌ای در زمینه انتخاب ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش به دو صورت تک نمونه‌ای^۳ و دو نمونه-ای^۴ می‌تواند بکار برده شود. روش تک نمونه‌ای برای پی بردن به این موضوع که آیا میانگین یک جمعیت ناشناخته با یک مقدار فرض^۵ شده تفاوت دارد یا خیر، بکار می‌رود. به عنوان مثال، فرض کنید که یک مجموعه آموزش $x_1, \dots, x_n$ را داریم، که از همدیگر مستقل هستند. در ادامه فرض‌های زیر (فرضیه صفر^۶ و فرضیه جایگزین^۷) آزمایش خواهند شد:

$$H_0: \mu = \mu_0 \quad \text{فرضیه صفر:}$$

$$H_1: \mu \neq \mu_0 \quad \text{فرضیه جایگزین:}$$

¹ Over fitting

² T-test

³ One-sample

⁴ Two-sample

⁵ Hypothesis

⁶ Null Hypothesis

⁷ Alternate Hypothesis

در اینجا، μ میانگین نمونه‌ها می‌باشد. هرچه بین μ و μ_0 انحراف^۱ بیشتری وجود داشته باشد، دلیل محکم‌تری بر نادرست بودن فرضیه صفر و درست بودن فرضیه جایگزین می‌باشد. آزمون آماری تی تابعی از این انحراف است، که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$t = \frac{\mu - \mu_0}{\sigma / \sqrt{n}} \quad (2-3)$$

اگر برای انتخاب ویژگی از آزمون تی تک نمونه‌ای استفاده شود، باید مقدار t را برای هریک از ویژگی‌ها در هر یک از گروه‌ها به صورت جداگانه محاسبه نمود. در ادامه، حد آستانه‌ای^۲ مشترکی برای همه گروه‌ها تعریف خواهد شد. سپس اندیس آن دسته از ویژگی‌ها که مقدار t برای آنها بیشتر از حد آستانه است را نگهداری می‌کنند. در نهایت، اشتراک مجموعه اندیس‌ها را محاسبه کرده و ویژگی‌های متناظرشان را انتخاب می‌کنند. در حالت تک نمونه‌ای آزمون تی، معمولاً مقدار μ_0 را برابر با 0 در نظر می‌گیرند.

در این پایان‌نامه، از آزمون آماری تی به صورت دو نمونه‌ای استفاده شده است. در این حالت برای محاسبه مقدار t برای یک ویژگی، از داده‌های هر دو کلاس استفاده خواهد شد. آزمون تی دو نمونه‌ای با محاسبه نسبت تفاوت میانگین کلاس‌ها به میزان تغییرات آنها، این موضوع را ارزیابی می‌کند که آیا این دو کلاس از لحاظ آماری نسبت به هم متفاوت هستند یا خیر. در این حالت، فرضیه صفر به صورت زیر تغییر پیدا خواهد کرد:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 \quad \text{فرضیه صفر:}$$

مقدار t در روش دو نمونه‌ای به صورت زیر محاسبه می‌شود [۳۹]:

$$t = \frac{\mu_c - \mu_p}{\sqrt{v_c/n_c + v_p/n_p}} \quad (3-3)$$

در اینجا، μ و v به ترتیب نشان دهنده میانگین و واریانس داده‌ها بوده و n تعداد نمونه‌ها در هر کلاس

¹ Deviation

² Threshold

را مشخص می‌کند. زیرنویس c مشخص کننده گروه سالم (control) و p مشخص کننده گروه بیمار (patient) می‌باشد. در روش پیشنهادی، مقدار t برای همه ویژگی‌ها (مؤلفه‌های اصلی بدست آمده توسط PCA) به صورت جداگانه محاسبه شده و آن ویژگی‌هایی که مقدار t بیشتری داشته باشند انتخاب می‌شوند. دلیل این امر آن است که مقدار t بیشتر، نشان دهنده تفاوت بیشتر بین دو کلاس بوده که منجر به انتخاب ویژگی‌هایی با خاصیت تفکیک‌پذیری بیشتر خواهد شد.

۳-۶ دسته‌بندی کننده‌ها

پس از مرحله انتخاب ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بالا، نوبت به دسته‌بندی داده‌ها می‌رسد. معمولاً برای دسته‌بندی، داده‌ها را به دو گروه داده‌های آموزش و داده‌های آزمایش تقسیم می‌کنند. از داده‌های گروه اول که شامل نمونه‌هایی از همه کلاس‌ها می‌باشد، برای آموزش^۱ دسته‌بندی کننده‌ها استفاده می‌شود. پس از مرحله آموزش دسته‌بندی کننده، نوبت به آزمایش آن می‌رسد. این امر با استفاده از داده‌های موجود در گروه آزمایش (داده‌های تست) انجام خواهد شد، به طوری که دسته‌بندی کننده باید این داده‌ها را به یکی از گروه‌های از پیش تعریف شده اختصاص دهد. در نهایت براساس معیارهای خاصی، کیفیت دسته‌بندی کننده ارزیابی خواهد شد. در این پایان‌نامه از سه نوع دسته‌بندی کننده استفاده شده است که در ادامه توضیح داده می‌شوند.

۳-۶-۱ نزدیکترین همسایه

در روش دسته‌بندی نزدیکترین همسایه^۲ (NN) (همان روش K نزدیکترین همسایه می‌باشد که مقدار K در آن برابر 1 در نظر گرفته شده است)، فاصله نمونه آزمایشی با تمام نمونه‌های آموزشی محاسبه خواهد شد. حال نمونه‌ای از گروه آموزشی که کمترین فاصله (بیشترین شباهت) را با داده تست دارد، به عنوان نزدیکترین همسایه آن در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، داده تست به عنوان عضوی از کلاسی معرفی می‌شود که نزدیکترین همسایه‌اش عضوی از آن کلاس است. در این پایان‌نامه

¹ Train

² Nearest Neighbor

از فاصله اقلیدسی، کسینوسی و همبستگی^۱ برای پیاده‌سازی روش نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است. در نرم‌افزار Matlab مجموعه توابعی برای انجام دسته‌بندی به روش نزدیک‌ترین همسایه، به صورت از پیش تعریف شده وجود دارند. اما روش K نزدیک‌ترین همسایه نیز دقیقاً روال مشابهی را انجام می‌دهد با این تفاوت که بجای ۱ همسایه K تا را در نظر می‌گیرد. حال باید این نکته را مشخص نمود که از این K تعداد همسایه اعضای کدام دسته (کلاس) بیشتر حضور دارند. در نهایت داده تست را به عنوان عضوی از کلاسی معرفی خواهد کرد که اعضای بیشتری را در این همسایگی داشته است. برای دسته‌بندی در این پایان‌نامه، تعداد متفاوتی از همسایه‌ها (مقادیر متفاوت K) بررسی شده است.

۳-۶-۲ ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان (SVM) در حالت اصلی و اولیه خود، یک دسته‌بندی کننده خطی و دودویی می‌باشد [۵۲]. اما زمانی که داده‌ها به صورت خطی جدا پذیر نباشند، می‌توان از توابع کرنل در درون SVM در جهت انتقال داده‌ها به یک فضای جدید و بالا بردن دقت دسته‌بندی استفاده کرد. در این پایان‌نامه به علت استخراج و انتخاب ویژگی‌هایی با قدرت تفکیک‌پذیری بسیار زیاد، SVM در حالت خطی توانسته است دقت مناسبی را در دسته‌بندی نشان دهد. در مرحله آموزش SVM، سعی می‌شود که مرز تصمیم‌گیری^۲ به گونه‌ای انتخاب گردد که حداقل فاصله آن با هریک از دسته‌های مورد نظر بیشینه باشد. این امر باعث می‌شود که در زمان دسته‌بندی نمونه‌های آزمایشی، شرایط نویزی به خوبی تحمل شده و دقت دسته‌بندی بالا باشد. در نرم‌افزار Matlab توابع از پیش تعریف شده‌ای برای دسته‌بندی داده‌ها با روش SVM وجود دارد. در این پایان‌نامه نیز از این توابع برای دسته‌بندی داده‌ها بهره گرفته شده است.

۳-۶-۳ درخت تصمیم

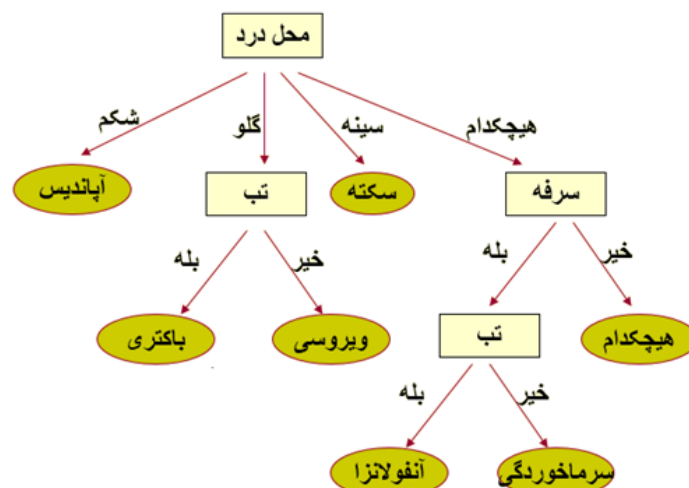
درخت تصمیم‌گیری در یکی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و روش قدرتمندی است که

¹ correlation

² Decision Boundary

محبوبیت آن با رشد مباحث داده کاوی به طور فزاینده‌ای در حال افزایش است. درخت‌های "و، یا" نام دیگر درختان تصمیم است که نمونه‌ها را با مرتب کردن آنها در درخت از گره ریشه به سمت گره-های برگ دسته‌بندی می‌کنند [۵۳]. نمونه‌ها به نحوی دسته‌بندی می‌شوند که از ریشه به سمت پایین رشد می‌کنند و در نهایت به گره‌های برگ می‌رسد. هر گره داخلی یا غیر برگ با یک ویژگی مشخص می‌شود. این ویژگی سوالی را در رابطه با مثال ورودی مطرح می‌کند. در هر گره داخلی به تعداد جواب‌های ممکن با این سوال شاخه وجود دارد که هر یک با مقدار آن جواب مشخص می‌شوند. برگ-های این درخت با یک کلاس و یا یک دسته از جواب‌ها مشخص می‌شوند. علت نامگذاری آن با درخت تصمیم این است که این درخت فرایند تصمیم‌گیری برای تعیین دسته یک مثال ورودی را نشان می‌دهد. درخت تصمیم برای مسائلی مناسب است که مثال‌هایی آموزشی به صورت زوج (مقدار-ویژگی) مشخص شده باشند. تابع هدف دارای خروجی با مقادیر گسسته باشد. مثلاً هر مثال با بله و خیر تعیین شود و یا نیاز به توصیف‌گر فصلی باشد. درخت تصمیم برای تقریب توابع گسسته به کار می‌رود. این روش نسبت به نویز داده‌های ورودی مقاوم است. برای داده‌های با حجم بالا کاراست از این روش در داده کاوی بسیار استفاده می‌شود. می‌توان درخت را به صورت قوانین if-then نمایش داد که برای استفاده قابل فهم است. امکان ترکیب عطفی (AND) و فصلی (OR) فرضیه‌ها را می‌دهد. در مواردی که مثال‌های آموزشی فاقد همه ویژگی‌ها هستند نیز قابل استفاده است.

در شکل ۳-۷ مثالی از یک درخت تصمیم نشان داده شده است.



شکل ۷-۳ مثالی از یک درخت تصمیم

در شکل بالا هر برگ این درخت یک کلاس یا دسته را مشخص میکند. یک مثال آموزشی در درخت تصمیم به صورت زیر دسته بندی میشود:

- از ریشه درخت شروع میشود.
- ویژگی معین شده توسط این گره تست می گردد.
- و سپس منطبق با ارزش ویژگی در مثال داده شده در طول شاخه ها حرکت رو به پائین انجام می دهد.
- این فرآیند برای گره های زیردرختان گره جدید تکرار می شود.

۷-۳ ارزیابی کارایی

برای ارزیابی کارایی^۱ روش پیشنهادی، از متد اعتبار سنجی جدا کردن یک نمونه^۲ (LOOCV) استفاده شده است. روش LOOCV به این صورت است که یک نمونه از میان کل داده ها به عنوان نمونه آزمایشی و مابقی نمونه ها به عنوان داده های آموزشی در نظر گرفته خواهند شد. این عمل تا زمانی تکرار خواهد شد که تمامی نمونه ها دقیقاً یک بار به عنوان داده آزمایش در نظر گرفته

^۱ Performance Evaluation

^۲ Leave-one-out Cross Validation

شوند. به عنوان مثال در پایگاه داده CALTECH که حاوی اطلاعات مربوط به ۳۸ نفر می‌باشد، در هر بار تکرار الگوریتم LOOCV یکی از نمونه‌ها به عنوان داده تست بوده و ۳۷ نمونه دیگر (شامل افراد سالم و بیمار) مجموعه آموزش را تشکیل خواهند داد. پس از اجرای کامل الگوریتم LOOCV، پارامترهای حساسیت^۱، ویژگی^۲ و دقت^۳ را تعریف کرده و به صورت زیر محاسبه می‌کنند [۲۵]:

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۴-۳)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۵-۳)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۶-۳)$$

در اینجا، TP (true positive) تعداد افراد بیماری است که به صورت صحیح دسته‌بندی شده‌اند، FP (false positive) تعداد افراد بیماری است که اشتباه دسته‌بندی شده‌اند، TN (true negative) تعداد افراد سالم با دسته‌بندی صحیح و FN (false negative) تعداد افراد سالم با دسته‌بندی اشتباه می‌باشد.

۸-۳ نتیجه‌گیری

در این فصل داده‌ها و روش‌های استفاده شده در این تحقیق معرفی شدند. این روش‌ها در گروه‌های پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و دسته‌بندی‌ها قرار گرفتند. برای انجام عمل دسته‌بندی، باید برخی از این روش‌ها را باهم ترکیب کرده تا یک چارچوب کلی پدید آید. هر ترکیبی از این روش‌ها دقت دسته‌بندی متفاوتی را از ترکیبات دیگر نشان می‌دهد. این چارچوب‌ها بر روی پایگاه داده تصاویر MRI اعمال شده و دقت دسته‌بندی به روش LOOCV محاسبه خواهد شد. این مباحث در فصل بعدی به طور کامل توضیح داده می‌شوند.

¹ Sensitivity

² Specificity

³ Accuracy

فصل چہارم:

روش ہاؤنٹیج

۳-۹ مقدمه

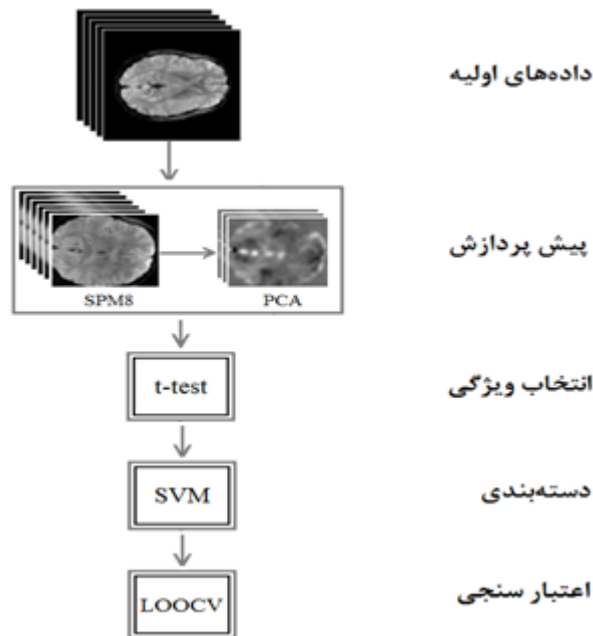
در این فصل روش‌های پیشنهادی برای دسته‌بندی افراد در دو گروه سالم و بیمار مبتلا به اوتیسم معرفی شده و نتایج حاصل از این روش‌ها بیان شده است. اساس کار این روش‌ها یکسان بوده و تفاوت اصلی آنها در نحوه انجام پیش پردازش تصاویر و استفاده از چند دسته‌بندی کننده شناخته شده قدرتمند، می‌باشد. در ادامه این روش‌ها را بررسی خواهیم کرد.

۳-۱۰ دسته‌بندی تصاویر نرمالسازی شده

در اولین روش برای دسته‌بندی تصاویر MRI، مجموعه‌ای از متدهای توضیح داده شده در فصل سوم را باهم ترکیب کرده‌ایم. این روش که بر روی پایگاه داده Caltech اعمال شده است، شامل مرحله‌ای است که در ادامه بیان خواهند شد. در هر اسکن MRI، برش‌های مغزی به صورت تصاویر دو بعدی بر روی هم قرار گرفته‌اند. این تصاویر از بالاترین نقطه تا پایین‌ترین نقطه سر افراد گرفته شده‌اند. در واقع هر اسکن از اسلایدهای بدون تصویر مغز شروع شده و به تدریج شکل مغز در آنها به صورت یک نقطه بزرگ و بزرگ‌تر نمایان می‌شود. در برش‌های متناظر با قسمت میانی سر افراد، شکل کامل مغز دیده می‌شود. به صورت تجربی می‌توان گفت که تقریباً یک چهارم تصاویر ابتدایی و انتهایی حاوی اطلاعات زائد و غیر مفید می‌باشند. در نتیجه نمی‌توان از این بخش از اسکن ویژگی‌های مناسبی را استخراج نمود. هر اسکن MRI موجود در این پایگاه داده شامل ۲۵۶ برش مغزی کیفیت بالا (۱۷۶×۲۵۶ پیکسل) بوده که با استفاده از روش T1 اسکن شده‌اند. در اولین روش دسته‌بندی، ابتدا تصاویر MRI با استفاده از نرم‌افزار SPM پیش‌پردازش شده‌اند (این پیش‌پردازش شامل مرحله نرمال‌سازی می‌باشد). پس از نرمال‌سازی و به دلیل حذف حاشیه‌های خالی، ابعاد این تصاویر در هر اسکن به ۱۳۶×۱۸۹×۱۵۷ کاهش داده می‌شود. در مرحله بعدی، برش‌های مربوط به هر اسکن MRI به فرم برداری تبدیل شده و در کنار بردارهای مربوط به سایر اسکن‌ها در یک ماتریس قرار می‌گیرند. در ادامه (مرحله استخراج ویژگی) با اعمال الگوریتم PCA، علاوه بر انتقال داده‌ها به یک فضای جدید (جهت تفکیک‌پذیری بیشتر)، طول هر بردار نیز به ۳۸ نمونه کاهش داده می‌شود. خروجی‌های حاصل

از اعمال PCA بر روی داده‌ها، به عنوان ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ادامه، برای شناسایی ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بیشتر از روش آماری آزمون تی استفاده می‌شود. در این روش، مقدار t برای همه ویژگی‌های انتخاب شده توسط PCA به صورت جداگانه محاسبه شده و تعدادی از ویژگی‌هایی که مقدار t بیشتری داشته باشند انتخاب می‌شوند. دلیل این امر آن است که مقدار t بیشتر، نشان دهنده تفاوت بیشتر بین دو کلاس بوده که منجر به انتخاب ویژگی‌هایی با خاصیت تفکیک‌پذیری بیشتر خواهد شد. پس از انتخاب ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بالا، نوبت به دسته‌بندی داده‌ها می‌رسد. در این روش، از دسته‌بند SVM برای قرار دادن داده‌ها در یکی از دو گروه سالم و بیمار استفاده شده است. SVM در حالت اصلی و اولیه خود، یک دسته‌بند خطی و دودویی می‌باشد [۵۲]. اما اگر داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند، می‌توان از توابع کرنل (هسته) در درون SVM استفاده نمود. در مرحله آموزش SVM، سعی می‌شود که مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای انتخاب گردد که حداقل فاصله آن با هریک از دسته‌های مورد نظر بیشینه باشد. این امر باعث می‌شود که در زمان دسته‌بندی نمونه‌های آزمایشی، شرایط نویزی به خوبی تحمل شده و دقت دسته‌بندی بالا باشد. در این پایان‌نامه از جعبه ابزار SVM که به صورت پیش فرض در نرم‌افزار برنامه‌نویسی MATLAB وجود دارد، برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، از روش اعتبار سنجی جدا کردن یک نمونه (LOOCV) استفاده شده است. روش LOOCV به این صورت است که یک نمونه از میان کل داده‌ها به عنوان نمونه آزمایشی و دیگر نمونه‌ها به عنوان داده‌های آموزشی در نظر گرفته خواهند شد و عمل دسته‌بندی انجام می‌شود. حال همین مراحل برای یک داده دیگر به عنوان داده آزمایش تکرار خواهد شد. تکرار مراحل تا زمانی خواهد بود که تمامی نمونه‌ها دقیقاً یک بار به عنوان داده آزمایش در نظر گرفته شده باشند. به عنوان مثال در پایگاه داده که حاوی اطلاعات مربوط به ۳۸ نفر می‌باشد، در هر بار تکرار الگوریتم LOOCV یکی از نمونه‌ها به عنوان داده تست بوده و ۳۷ نمونه دیگر (شامل افراد سالم و بیمار) مجموعه آموزش را تشکیل خواهند داد.

در شکل ۱-۰۰ چارچوب کلی این روش دسته‌بندی را می‌توانید مشاهده نمایید.



شکل ۱-۰۰ روال کلی دسته‌بندی با روش اول

مراحل انجام شده در روش اول به اختصار به شرح زیر می‌باشد:

در مرحله پیش‌پردازش، ابتدا تصاویر MRI با استفاده از نرم‌افزار SPM نرمال‌سازی می‌شوند. در نتیجه نرمال‌سازی، برش‌های حاوی اطلاعات غیر مفید حذف خواهند شد. علاوه بر آن چرخش احتمالی موجود در تصاویر بر اثر حرکت سر نیز تا حدود زیادی برطرف خواهد شد. در گام بعدی، با استفاده از الگوریتم PCA از ابعاد داده‌ها کاسته شده و وکسل‌های با اهمیت‌تر به عنوان ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از استخراج ویژگی، با استفاده از روش آماری آزمون تی به عنوان روش انتخاب ویژگی، ویژگی‌های دارای قدرت تفکیک‌پذیری بیشتر شناسایی و انتخاب می‌شوند. پس از مرحله انتخاب ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بالا، اقدام به دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از دسته‌بند SVM و ارزیابی دقت با روش LOOCV شده است. در جدول ۱-۰۰ نتایج حاصل از دسته‌بندی با استفاده از روش اول که از هسته‌های متفاوت برای SVM استفاده شده، نشان داده شده است.

جدول ۱-۰۰ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها

نوع کرنل	حساسیت	ویژگی	دقت
Linear	0.81	0.73	0.76
MLP	0.80	0.61	0.66
RBF	0.80	0.70	0.73
Polynomial	0.71	0.63	0.66
Quadratic	0.82	0.63	0.68

در این روش، به علت استخراج ویژگی‌هایی با قدرت تفکیک‌پذیری بسیار زیاد، SVM در حالت خطی توانسته است دقت مناسبی را در دسته‌بندی نشان دهد. با توجه به این جدول می‌توان متوجه شد که بالاترین مقدار برای پارامترهای ویژگی و دقت در دسته‌بندی با استفاده از SVM خطی بدست آمده است. بالاترین حساسیت را نیز SVM با کرنل Quadratic نشان داده است. دقت بالای دسته‌بندی با استفاده از SVM خطی اثبات می‌کند که ویژگی‌های انتخاب شده در این روش، دارای تفکیک‌پذیری بسیار بالایی می‌باشند، به گونه‌ای که در یک فضای خطی جداپذیر هستند.

۱۱-۳ دسته‌بندی تصاویر سگمنت شده

در دومین روش برای دسته‌بندی تصاویر MRI، مرحله نرمال‌سازی در پیش‌پردازش داده‌های مغزی دقیقاً همانند روش قبلی اعمال خواهد شد. اما تفاوت اصلی اینست که در این روش پس از نرمال‌سازی تصاویر مغزی، عمل قطعه‌بندی^۱ بر روی داده‌ها توسط نرم‌افزار SPM اعمال می‌شود. پس از قطعه‌بندی، تصاویر به گروه‌هایی از پیکسل‌های مرتبط با هم تقسیم می‌شوند. که در مورد تصاویر مغزی آنها به قسمت‌های ماده سفید، ماده خاکستری، ماده نخاعی و ... تقسیم می‌شوند [۵۴]. قطعه‌بندی دقیق بافت‌های مغزی در اندازه‌گیری‌های حجمی و بررسی عملکرد بافت‌های مغز بسیار موثر است. در شکل ۲-۰ نمونه‌ای از سگمنت کردن یک تصویر مغزی نشان داده شده است. با توجه به نتایج مناسب گزارش شده در یک تحقیق پزشکی که بر روی تفاوت حجم ماده خاکستری در افراد

¹ Segmentation

سالم و اوتیسمی تمرکز داشته است [۴۳]، ما نیز در این پایان‌نامه ابتدا تصاویر را قطعه‌بندی کرده و از بخش ماده خاکستری برای دسته‌بندی استفاده کرده‌ایم.



شکل ۲-۰ بخش‌بندی مغز براساس سه بافت ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی نخاعی

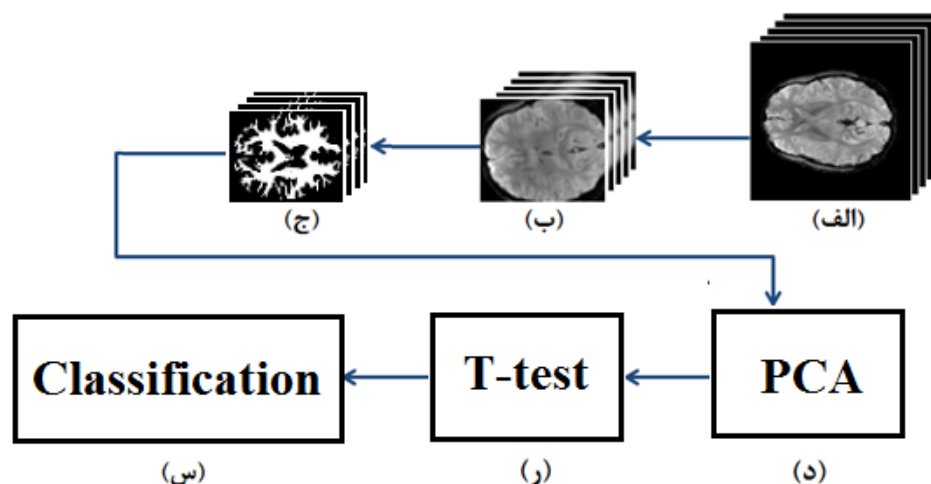
در مرحله بعدی، برش‌های هر بخش از ماده خاکستری تصاویر MRI به فرم برداری تبدیل شده و در یک ماتریس قرار می‌گیرند. همانند روش اول با اعمال الگوریتم PCA برای استخراج ویژگی، علاوه بر انتقال داده‌ها به یک فضای جدید، تعداد نمونه‌ها نیز به ۳۸ عدد کاهش داده می‌شود. در ادامه، برای شناسایی ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بیشتر از میان خروجی‌های حاصل از PCA از روش آزمون تی استفاده می‌شود در اینجا نیز همانند روش قبل مقدار بیشتر t برای یک ویژگی به معنی تفکیک‌پذیری بیشتر آن ویژگی است. پس از انتخاب ویژگی‌های با تفکیک‌پذیری بالا، نوبت به دسته‌بندی داده‌ها می‌رسد. در این روش، برای قرار دادن داده‌ها در یکی از دو گروه سالم و بیمار از روش‌های دسته‌بندی متفاوتی استفاده شده است. این دسته‌بندی‌کننده‌ها عبارتند از:

۱- ماشین بردار پشتیبان (SVM)

۲- K نزدیکترین همسایه (KNN)

۳- درخت تصمیم

در شکل ۳-۰ روال کلی دسته‌بندی با این روش را می‌توان مشاهده نمود.



شکل ۳-۰: روال کلی دسته‌بندی با روش دوم، (الف) داده‌های اولیه، (ب) نرمال‌سازی با استفاده از SPM، (ج) قطعه‌بندی داده‌ها با SPM، (د) کاهش ابعاد داده توسط PCA، (ر) انتخاب ویژگی‌هایی با تفکیک‌پذیری بیشتر توسط آزمون تی، (س) دسته‌بندی

۳-۱۱-۱ دسته‌بندی با استفاده از SVM

چنانچه گفته شد، دسته‌بند SVM در حالت اصلی یک دسته‌بند خطی و دودویی می‌باشد. اما ممکن است حالاتی پیش آید که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند. در این صورت می‌توان از توابع کرنل در درون SVM استفاده کرد. این امر باعث می‌شود که داده‌ها به فضای جدیدی انتقال یابند که در آن فضا دقت دسته‌بندی بیشتر است. در اینجا، عمل دسته‌بندی با استفاده از SVM و با چهار کرنل متفاوت انجام شده است. اینجا کمی آزمایشات را گسترده‌تر کرده‌ایم، یعنی عمل دسته‌بندی را هر بار با تعداد متفاوتی از ویژگی‌های انتخاب شده توسط آزمون تی انجام داده‌ایم. پس از هر بار انجام دسته‌بندی پارامترهای ارزیابی کیفیت را محاسبه کرده و نتایج حاصل از انجام این آزمایشات در جدول ۲-۰ نشان داده شده است. با توجه به این جدول می‌توان متوجه شد که بالاترین مقدار برای پارامتر دقت دسته‌بندی و حساسیت با استفاده از SVM خطی و با تعداد هفت ویژگی انتخاب شده توسط آزمون تی، بدست آمده است. دقت بالای دسته‌بندی با استفاده از SVM خطی اثبات می‌کند که ویژگی‌های انتخاب شده در این روش، دارای تفکیک‌پذیری بسیار بالایی بوده به گونه‌ای که داده‌ها در یک فضای خطی جداپذیر هستند.

جدول ۲-۰۰ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها در روش دوم و با استفاده از SVM

نوع کرنل	تعداد ویژگی‌ها ←	1	3	5	6	7	8	10	25	30	38
پارامترها ↓											
Linear	حساسیت	0.703 7	0.722 2	0.722 2	0.933 3	0.9474	0.850 0	0.842 1	0.7368	0.600 0	0.666 8
	ویژگی	1.000	0.700 0	0.700 0	0.782 6	0.9474	0.888 9	0.882 4	0.7368	0.611 1	0.909 1
	دقت	0.789 5	0.710 5	0.710 5	0.842 1	0.9497	0.868 4	0.809 5	0.7368	0.605 3	0.736 8
MLP	حساسیت	0.655 2	0.681 8	0.565 2	0.684 2	0.5000	0.647 1	0.619 0	0.5909	0.700 0	0.730 8
	ویژگی	1.000	0.750 0	0.600 0	0.684 2	0.5000	0.619 0	0.647 1	0.6250	0.722 2	1.000
	دقت	0.736 8	0.710 5	0.578 9	0.684 2	0.500 0	0.631 6	0.631 6	0.6053	0.710 5	0.815 8
Polynomial	حساسیت	0.678 6	0.681 8	0.588 2	0.666 7	0.7059	0.578 6	0.640 0	0.5278	0.527 8	0.513 5
	ویژگی	1.000	0.750 0	0.571 4	0.608 7	0.6667	0.578 9	0.766 2	0.100 0	1.000	1.000
	دقت	0.763 2	0.710 5	0.578 9	0.631 6	0.6842	0.578 9	0.684 2	0.5526	0.552 6	0.526 3
Quadratic	حساسیت	0.678 6	0.607 8	0.578 9	0.722 2	0.5238	0.500 0	0.550 0	0.5000	0.518 5	0.558 8
	ویژگی	1.000	0.666 7	0.578 9	0.700 0	0.5294	0.500 0	0.555 6	0.5000	0.545 5	1.000
	دقت	0.763 2	0.631 6	0.578 9	0.710 5	0.5263	0.500 0	0.552 6	0.5000	0.526 3	0.605 3

۲-۱۱-۳ دسته‌بندی به وسیله KNN

همانطور که در فصل سوم بیان شده است، در روش دسته‌بندی K نزدیک‌ترین همسایه فاصله نمونه تست با تمام نمونه‌های آموزشی محاسبه خواهد شد. این محاسبه فاصله می‌تواند با استفاده از روش فاصله اقلیدسی یا هر معیار فاصله دیگری انجام شود. حال تعداد K نزدیکترین نمونه به نمونه تست در نظر گرفته خواهند شد. در این K نمونه بررسی می‌شود که تعداد اعضای مربوط به کدام کلاس بیشتر حضور دارند. پس از آن نمونه تست نیز به عنوان عضوی از آن کلاس معرفی خواهد شد که بیشترین اعضای K عضو آن بوده‌اند. در حالتی که $K=1$ در نظر گرفته شود، به طبقه‌بند نزدیکترین همسایه می‌گویند. در این حالت نمونه‌ای از گروه آموزشی که کمترین فاصله (بیشترین شباهت) را با داده تست دارد، به عنوان نزدیک‌ترین همسایه آن در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، داده تست به عنوان عضوی از کلاسی معرفی می‌شود که نزدیکترین همسایه‌اش عضوی از آن کلاس است. در این پایان‌نامه از فاصله اقلیدسی، کسینوسی و معیار همبستگی برای پیاده‌سازی روش K نزدیک‌ترین

همسایه استفاده شده است. همچنین نتایج دسته بندی داده‌های موجود را با استفاده از Kهای متفاوت نیز آزمایش کرده‌ایم. بالاترین درصد تشخیص با استفاده از این دسته‌بند با استفاده از فاصله همبستگی و تعداد K برابر ۹، بدست آمده است. در جدول ۳-۰ نتایج حاصل از دسته بندی داده‌ها با استفاده از این روش نشان داده شده است.

جدول ۳-۰ نتایج حاصل از دسته‌بندی داده‌ها در روش دوم و با استفاده از KNN

کرنل	تعداد K					
	11	9	7	5	3	1
Euclidean	حساسیت	0.5625	0.6471	0.7059	0.5789	0.6842
	ویژگی	0.5455	0.6190	0.6667	0.5789	0.6842
	دقت	0.5526	0.6316	0.6842	0.5789	0.6842
Correlation	حساسیت	0.5333	0.5556	0.6316	0.6250	0.7000
	ویژگی	0.5217	0.5500	0.6316	0.5909	0.7222
	دقت	0.5263	0.5526	0.6316	0.6053	0.7105
Cosine	حساسیت	0.5714	0.5882	0.6111	0.6000	0.6500
	ویژگی	0.5417	0.5714	0.6000	0.6111	0.6667
	دقت	0.5526	0.5789	0.6053	0.6053	0.6579

۳-۱۱-۳ دسته بندی با استفاده از درخت تصمیم

درخت تصمیم درختی است که در آن نمونه ها را به نحوی دسته بندی میکند که از ریشه (بالا) به سمت پایین رشد می کنند و در نهایت به گره های برگ می رسد.

- هر گره داخلی یا غیر برگ^۱ با یک ویژگی^۲ مشخص می شود. این ویژگی سوالی را در رابطه با مثال ورودی مطرح می کند.
- در هر گره داخلی به تعداد جواب های ممکن با این سوال شاخه^۳ وجود دارد که هر یک با مقدار آن جواب مشخص می شوند.
- برگ های این درخت با یک کلاس و یا یک دسته از جوابها مشخص می شوند.
- علت نامگذاری آن با درخت تصمیم این است که این درخت فرایند تصمیم گیری برای تعیین دسته یک مثال ورودی را نشان میدهد.

نتایج حاصل از دسته بندی داده ها با استفاده از روش دوم و دسته بند درخت تصمیم در جدول ۴-۰ نشان داده شده است.

جدول ۴-۰ نتایج حاصل از دسته بندی داده ها در روش دوم و با استفاده از DTree

تعداد ویژگی ها ←	پارامترها ↓	1	2	3	4	5	6	7	8	10	15
		0.8125	0.7059	0.8333	0.8824	0.8667	0.8667	0.8750	0.8750	0.8750	0.8750
حساسیت		0.8125	0.7059	0.8333	0.8824	0.8667	0.8667	0.8750	0.8750	0.8750	0.8750
ویژگی		0.7333	0.7500	0.7333	0.7333	0.6875	0.6875	0.6875	0.6875	0.6875	0.6875
دقت		0.7742	0.7273	0.7879	0.8125	0.7742	0.7742	0.7813	0.7813	0.7813	0.7813

در این پایان نامه دقت تشخیص با استفاده از درخت تصمیم برای دسته بندی داده ها در دو گروه سالم و مبتلا به اوتیسم در بیشترین حالت با استفاده از تعداد ۴ ویژگی با اهمیت ۸۱.۲۵٪ بوده است. این در حالی است که بیشترین دقت با استفاده از دسته بند SVM زمانی حاصل شده است که

¹ non leaf
² attribute
³ branch

تعداد ویژگی‌های انتخاب شده توسط آزمون تی برابر ۷ عدد بوده است.

همانند روش‌های قبل، تعداد ۳۷ اسکن مغزی به عنوان مجموعه آموزش و یک اسکن را به عنوان تست در نظر می‌گیریم. با استفاده از داده‌های آموزشی توسط نرم‌افزار MATLAB درخت تصمیم را تشکیل داده و نمونه تست را دسته‌بندی می‌کنیم. حال به جهت استفاده از روش LOOCV برای ارزیابی کارایی، عمل دسته‌بندی را برای یک داده دیگر به عنوان نمونه تست انجام خواهیم داد. این امر تا زمانی که همه نمونه‌ها دقیقاً یک بار تست شوند تکرار شده و کارایی روش را محاسبه خواهیم نمود.

۱۲-۳ مقایسه نتایج با برخی از روش‌های قبلی

در این بخش نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی را با برخی از روش‌های چاپ شده در مجلات یا کنفرانس‌های معتبر مقایسه خواهیم نمود. این نتایج را می‌توان در جدول ۵-۰ مشاهده نمود. در این جدول منظور از افراد بیمار تنها افراد مبتلا به اوتیسم نمی‌باشد. به عنوان مثال در مراجع [۲۳]، [۲۴] منظور از بیمار، اشخاص مبتلا به بیماری اسکیزوفرنی می‌باشد. در مرجع [۵۵]، [۵۶] نیز گروه بیماران شامل افراد مبتلا به اسکیزوفرنی و اعتیاد شدید به الکل می‌باشد. در این جدول، نتایج حاصل از اولین روش پیشنهادی تنها با نرمال‌سازی تصاویر پایگاه داده CALTECH و با استفاده از دسته‌بند SVM بدست آمده است. در سومین روش پیشنهادی، دقت عالی ۹۴٪ با استفاده از بخش ماده خاکستری تصاویر موجود در پایگاه داده CALTECH و استفاده از دسته‌بند SVM برای دسته‌بندی داده‌ها در دو گروه سالم و بیمار حاصل شده است.

جدول ۵۰: مقایسه کارایی روش‌های پیشنهادی با نتایج منتشر شده در برخی منابع (در این جدول AU بیماری اوتیسم، SZ بیماری اسکیزوفرنی، BP اختلال دو قطبی، ADHD اختلال کم توجهی/ بیش‌فعالی و CE اختلال روانی بر اثر مصرف کوکائین را نشان می‌دهد)

مرجع	سال	نوع داده	تعداد افراد		نوع بیماری	حساسیت	ویژگی	دقت
			سالم	بیمار				
[۵۷]	2010	EEG	10	10	AU	—	—	—
[۲۳]	2008	MRI	9	9	SZ	—	—	0.78 - 1.00
[۲۴]	2006	MRI	57	8	SZ	0.38	0.96	0.89
[۲۵]	2006	MRI	8	20	SZ, BP	—	—	0.96
[۵۸]	2013	MRI	52	52	SZ	0.65 - 0.89	0.65 - 0.92	0.65 - 0.87
[۳۱]	2012	MRI + fMRI	226	210	ADHD	—	—	0.70
[۵۵]	2002	MRI + fMRI	8	15	SZ	—	—	0.87
[۵۶]	2007	MRI + fMRI	24	25	CE	—	—	0.88 - 0.92
[۵۹]	2011	SNP + fMRI	20	20	SZ	0.90 - 1.00	0.95 - 1.00	0.92 - 1.00
روش پیشنهادی اول		MRI	19	19	AU	0.70	0.72	0.71
روش پیشنهادی دوم		MRI	19	19	AU	0.9497	0.9497	0.9497

۳-۱۳ بررسی خطای طبقه‌بندی

در جدول ۶۰-۶ نتایج حاصل از دسته‌بندی اسکن مغزی مربوط به هر شخص به صورت مجزا نشان داده شده است. در این جدول ستونی را که طبقه بند SVM می‌باشد و تعداد ویژگی‌های انتخابی برابر با ۷ است، برجسته نموده‌ایم. این ستون بالاترین دقت دسته‌بندی در این پایان‌نامه را نشان می‌دهد. در این ستون تنها شخص بیمار شماره ۱۳ و شخص سالم شماره ۱ به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند. هدف از ایجاد این جدول آن بوده است که نتایج حاصل از برچسب زدن به این دو شخص را توسط سایر طبقه‌بندها و همچنین با تعداد متفاوت ویژگی بررسی نماییم. حال در صورت امکان اگر بتوانیم حالتی را پیدا کنیم که توانسته باشد دو شخص مذکور را به درستی دسته‌بندی کند، نتایج حاصل از آن را با حالت دارای بیشترین دقت ترکیب خواهیم کرد. اما با توجه به جدول فوق و سطر مربوط به دسته‌بندی اشخاص ذکر شده، متوجه خواهیم شد که در تمامی حالات این اشخاص به صورت اشتباه دسته‌بندی شده‌اند. در نتیجه در حالات استفاده شده در این پایان‌نامه ترکیب طبقه‌بندهای استفاده شده نمی‌تواند کمکی به بالا رفتن دقت دسته‌بندی روش پیشنهادی بکند.

جدول ۶-۰: نتایج حاصل از دسته‌بندی اسکن MRI مغزی مربوط به هر شخص با استفاده از طبقه‌بندها و تعداد ویژگی متفاوت

افراد	SVM					DTree					KNN				
	T=15	T=10	T=7	T=5	T=3	T=15	T=10	T=7	T=5	T=3	T=15	T=7	T=5	T=3	T=1
															0
بیمار ۱	P	P	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
بیمار ۲	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
بیمار ۳	P	P	P	P	P	P	P	P	N	P	P	P	P	P	P
بیمار ۴	N	P	P	P	P	P	P	P	P	P	N	N	N	P	P
بیمار ۵	P	P	P	P	N	N	N	N	N	N	P	P	N	N	N
بیمار ۶	N	P	P	N	N	N	N	N	N	N	P	P	P	P	P
بیمار ۷	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
بیمار ۸	P	P	P	N	P	P	P	P	P	P	N	N	P	N	N
بیمار ۹	N	P	P	N	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
بیمار ۱۰	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
بیمار ۱۱	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	N	N	P	P	P
بیمار ۱۲	P	P	P	P	P	N	N	N	N	P	P	P	P	P	P
بیمار ۱۳	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
بیمار ۱۴	N	P	P	P	P	P	P	P	P	P	N	N	P	P	P
بیمار ۱۵	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
بیمار ۱۶	P	P	P	N	N	N	N	N	N	N	P	P	P	N	N
بیمار ۱۷	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	N	N	P	P	P
بیمار ۱۸	P	P	P	N	N	N	N	N	N	N	P	P	P	N	N
بیمار ۱۹	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
سالم ۱	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P
سالم ۲	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۳	P	P	N	N	N	N	N	N	N	N	P	N	N	N	N
سالم ۴	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	P	P
سالم ۵	N	N	N	N	P	N	N	N	N	N	N	N	P	N	N
سالم ۶	N	P	N	N	P	N	N	N	N	N	N	N	P	N	N
سالم ۷	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۸	P	N	N	N	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۹	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۰	P	P	P	P	P	N	N	N	N	N	P	P	N	P	P
سالم ۱۱	P	P	N	N	N	P	P	P	P	P	N	N	N	N	N
سالم ۱۲	N	N	P	P	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۳	P	P	P	P	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۴	N	N	N	N	P	N	N	N	N	N	N	N	N	P	P
سالم ۱۵	N	P	N	N	P	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۶	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۷	N	N	P	P	P	N	N	N	N	P	P	P	P	P	P
سالم ۱۸	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N
سالم ۱۹	P	P	P	P	P	N	N	N	N	N	P	P	N	N	N

۱۴-۳ نتیجه‌گیری

در این فصل روش‌های پیشنهادی برای دسته‌بندی تصاویر MRI در دو گروه افراد سالم و

افراد مبتلا به اوتیسم معرفی شدند. این روش‌ها دارای مراحل استخراج و انتخاب ویژگی یکسانی بوده

ولی روش‌های پیش‌پردازش و دسته‌بندی در آنها متفاوت بوده است. تمامی این روش‌ها بر روی یک

مجموعه داده تصاویر MRI به نام CALTECH اعمال شده و نتایج متفاوتی را نشان دادند. با مشاهده نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی در این پایان‌نامه، می‌توان متوجه شد که برخی از روش‌های پیشنهادی ما توانستند با استفاده از داده‌های MRI، دقت بالایی را در دسته‌بندی افراد به دو گروه سالم و مبتلا به اوتیسم نشان دهند.

فصل پنجم:
نتیجہ گیری و پیشہدات

۴-۱ نتیجه‌گیری

بیماری اوتیسم یک اختلال مغزی در کودکان است که بخش‌های مختلف مغز در افراد مبتلا به آن در ارتباط با یکدیگر دچار مشکل می‌شوند. با درمان سریع این بیماری، می‌توان علایم آن را بهبود داده و در نتیجه مهارت‌های اجتماعی و کلامی کودک ارتقا پیدا کند.

در این پایان‌نامه دو روش اتوماتیک جهت دسته‌بندی افراد سالم و افراد مبتلا به بیماری اوتیسم با استفاده از داده‌های MRI ارائه گردید. در مرحله پیش‌پردازش از این روش‌ها، تصاویر با استفاده از نرم‌افزار SPM نرمال‌سازی می‌شوند. در ادامه برای کاهش ابعاد داده‌ها و استخراج ویژگی از آنها از روش PCA استفاده شده است. در گام بعدی، برای انتخاب ویژگی‌هایی با تفکیک‌پذیری بیشتر از روش آماری آزمون تی استفاده شده است. در این روش به هریک از ویژگی‌ها بر اساس داده‌های موجود در مرحله آموزش، یک امتیاز اختصاص داده می‌شود. در اینجا امتیاز بیشتر به معنی قدرت جداکنندگی بیشتر آن ویژگی نسبت به سایر ویژگی‌ها خواهد بود. حال ویژگی‌ها براساس این امتیاز مرتب شده و تعدادی از ویژگی‌های با امتیاز بیشتر برای آموزش طبقه‌بند و دسته‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. بالاترین دقت دسته‌بندی حاصل از اعمال این روش برابر با ۷۶٪ بوده است.

در دومین روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، پس از نرمال‌سازی تصاویر آنها را قطعه‌بندی کرده و به دو بخش ماده سفید و ماده خاکستری تقسیم شده‌اند. پس از قطعه‌بندی تصاویر، بخش ماده خاکستری از تصاویر مغز را برای انجام پردازش‌های بعدی مورد استفاده قرار داده‌ایم. سپس همانند روش قبل در اینجا نیز با استفاده از PCA ویژگی‌ها را استخراج و از میان این ویژگی‌ها، آنهایی که قدرت تفکیک‌کنندگی بیشتری داشتند را با استفاده از آزمون تی مشخص نمودیم. همانند روش قبل نیز عمل دسته‌بندی را انجام داده که بیشترین دقت بدست آمده در این حالت برابر با ۹۴٪ بوده است. لازم به ذکر است که در هر دو روش پیشنهادی، اعتبار و دقت دسته‌بندی را با استفاده از متد اعتبار سنجی جدا کردن یک نمونه ارزیابی نموده‌ایم.

در حالت کلی دستاوردهای این تحقیق شامل موارد زیر می‌باشد:

- ۱- ارائه چارچوبی کلی برای دسته‌بندی داده‌های MRI در دو گروه سالم و بیمار مبتلا به اوتیسم. در حالت کلی در زمینه این بیماری، روش‌های کامپیوتری اکثراً بر حذف نویز و بالا بردن کیفیت تصاویر و یا معرفی ابزارهایی جهت مشاهده تصاویر تمرکز کرده‌اند. اما تعداد مقالاتی که عمل دسته‌بندی را به صورت کاملاً خودکار انجام دهند، بسیار اندک بوده است.
- ۲- دقت بالای دسته‌بندی با استفاده از بخش ماده خاکستری داده‌های MRI. در برخی مقالات ارائه شده در مجلات پزشکی بیان شده است که میزان تاثیر این بیماری بر ماده خاکستری بیش از ماده سفید است. این امر در روش دوم پیشنهادی در این پایان‌نامه مبنای کار قرار گرفته و صحت خود را به‌خوبی نشان داده است.
- ۳- برای اولین بار از روش آماری آزمون تی برای انتخاب ویژگی در زمینه تشخیص اوتیسم استفاده شده است.
- ۴- نگاشت داده‌های با ابعاد بسیار بزرگ به فضایی با ابعاد کم. معمولاً نگاشت ابعاد بسیار بالا به ابعاد کم با از دست دادن اطلاعات زیادی همراه است. اما در این پایان‌نامه این نگاشت با استفاده از PCA به خوبی انجام شده است.
- ۵- بررسی نتایج طبقه‌بندی‌های مختلف بر روی یک مجموعه داده یکسان.
- ۶- بررسی مواردی را که روش پیشنهادی نتوانسته است به‌درستی دسته‌بندی نماید.

۲-۴-۲-۴ پیشنهادات

به عنوان پیشنهاداتی برای ادامه تحقیقات در این زمینه در هر مرحله از سیستم پیشنهادی (پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی) می‌توان به جای روش‌های استفاده شده روش‌های دیگری را قرار داده و نتایج را بررسی کنیم. برخی از این پیشنهادات در ادامه آمده است.

۱-۲-۴-۲-۴ پیش‌پردازش

گفته شد که چالش اصلی در کار با داده‌های مغزی حجم بالای آنها می‌باشد. در این پایان

نامه در مرحله پیش پردازش برای کاهش ابعاد داده از روش PCA استفاده شده است، که در حقیقت یک تکنیک بدون ناظر بوده و به کلاس داده ها توجهی نمی کند. احتمال دارد که اگر این روش را با یک روش با ناظر (به عنوان مثال روش آنالیز جداکنندگی خطی که با نام LDA شناخته می شود) جایگزین کنیم، بتوانیم نداشت داده به فضای جدید را بهتر انجام داده و دقت دسته بندی را بالا ببریم.

۲-۲-۴ استخراج ویژگی

برای استخراج ویژگی در این پایان نامه، تعداد کل وکسل های تشکیل دهنده هر تصویر را با استفاده از PCA کاهش داده و حاصل را به عنوان بردار ویژگی در نظر گرفته ایم. اما یک متد تحلیل بافت بنام الگوهای دودویی محلی در منابع معرفی شده است که روش مناسبی برای استخراج ویژگی می باشد. این روش از یک همسایگی 3×3 استفاده کرده و بر روی هر تصویر برش مغزی به صورت جداگانه اعمال می شود. این روش در نهایت هر تصویر دو بعدی از یک برش مغزی را به یک هیستوگرام با طول ۲۵۶ بین (میل) تبدیل خواهد کرد. هریک از بین های هیستوگرام به عنوان یک ویژگی و خود هیستوگرام به عنوان بردار ویژگی در نظر گرفته می شود. امید است که با استفاده از این روش برای استخراج ویژگی به جای روش پیشنهادی این پایان نامه، بتوان دقت دسته بندی را تا حدودی بالا برد.

۳-۲-۴ انتخاب ویژگی

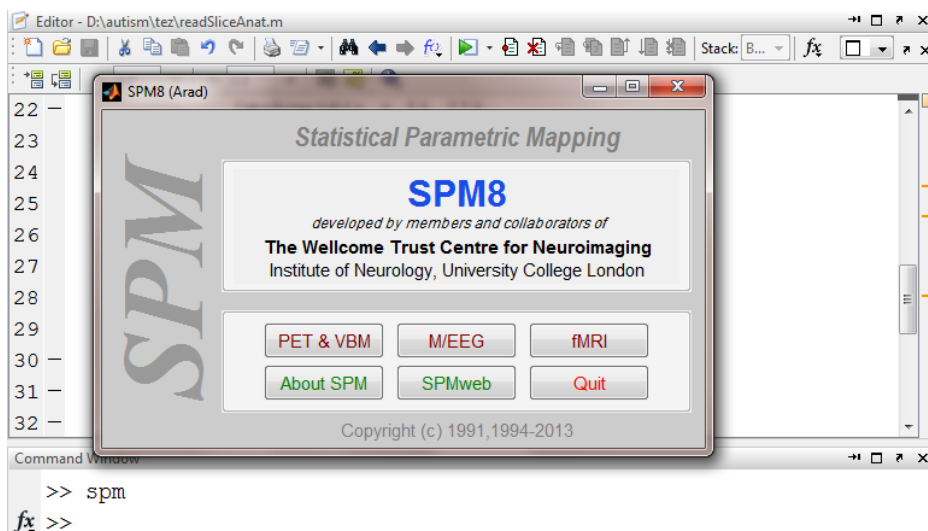
برای انتخاب ویژگی در این پایان نامه از آزمون آماری تی استفاده شده است. در این روش به هر ویژگی یک امتیاز تعلق می گیرد و از ویژگی های با امتیاز بیشتر برای دسته بندی استفاده شده است. اما ممکن است که ترکیب برخی از ویژگی های خوب با تعداد کمی از ویژگی های با امتیاز کم بتواند دقت دسته بندی را بالا ببرد. اما یافتن یک زیر مجموعه عالی از ویژگی ها نیازمند محاسبات فراوان و جستجو در یک فضای بسیار بزرگ خواهد بود. به عنوان مثال اگر تعداد ویژگی ها برابر با ۱۰۰۰ باشد، باید تعداد 2^{1000} زیر مجموعه را برای یافتن بهترین زیر مجموعه جستجو نمود، که نشان دهنده یک فضای جستجوی بسیار بزرگ می باشد. در این حالت استفاده از الگوریتم های تکاملی مانند

الگوریتم ژنتیک می‌تواند برای جستجو در این فضا گزینه مناسبی باشد.

پیوست‌ها

۵-۱ پیش‌پردازش با استفاده از نرم‌افزار SPM

نرم‌افزار آماری نگاشت پارامتریک^۱ (SPM) [۴۰] به صورت یک جعبه افزار قابل استفاده در نرم‌افزار محاسباتی Matlab ارائه شده است، این برنامه رایگان بوده و دارای رابط گرافیکی کاربر^۲ (GUI) می‌باشد و برای پردازش داده‌های مغزی بکار می‌رود. در این نرم‌افزار، مفاهیم تئوری روش‌های آماری نگاشت پارامتریک پیاده‌سازی شده و در قالب یک بسته^۳ کامل برای آنالیز داده‌های مغزی در اختیار محققین قرار گرفته است. پس از اجرای دستور فراخوانی این نرم‌افزار در Matlab، در اولین GUI که ظاهر می‌شود باید نوع داده‌هایی که قرار است پردازش شوند، مشخص گردد. در شکل ۱-۷ این GUI نشان داده شده است.



شکل ۱-۷: اولین GUI ظاهر شده توسط نرم‌افزار SPM پس از اجرای آن در MATLAB، برای مشخص کردن

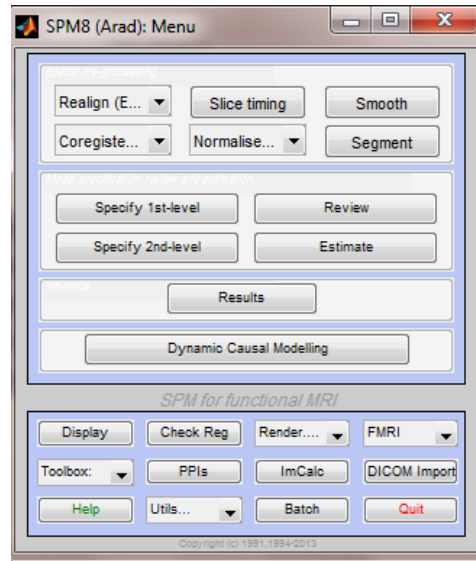
نوع داده‌ها

پس از انتخاب گزینه مربوط به داده‌های fMRI، یک GUI دیگر ظاهر خواهد شد که در آن انواع پردازش‌هایی که توسط SPM روی داده‌های MRI و fMRI قابل اعمال است، مشخص شده و قابل اجرا هستند. در شکل ۲-۵ این رابط گرافیکی کاربر را می‌توان مشاهده کرد.

^۱ Statistical Parametric Mapping (SPM)

^۲ Graphical User Interface (GUI)

^۳ Package



شکل ۲-۵: GUI مربوط به پردازش داده‌های MRI در نرم‌افزار SPM

- [1] V. S. Ramachandran and L. M. Oberman, "Broken mirrors: A theory of autism," *Sci. Am.*, vol. 295, no. 5, pp. 62–69, 2006.
- [2] J. Shuster, A. Perry, J. Bebko, and M. E. Toplak, "Review of factor analytic studies examining symptoms of autism spectrum disorders," *J. Autism Dev. Disord.*, vol. 44, no. 1, pp. 90–110, 2014.
- [3] D. Mandell and L. Lecavalier, "Should we believe the Centers for Disease Control and Prevention's autism spectrum disorder prevalence estimates?," *Autism*, vol. 18, no. 5, pp. 482–484, 2014.
- [4] A. Rzhetsky, S. C. Bagley, K. Wang, C. S. Lyttle, E. H. Cook Jr, R. B. Altman, and R. D. Gibbons, "Environmental and state-level regulatory factors affect the incidence of autism and intellectual disability," *PLoS Comput. Biol.*, vol. 10, no. 3, p. e1003518, 2014.
- [5] M. L. Murray, Y. Hsia, K. Glaser, E. Simonoff, D. G. M. Murphy, P. J. Asherson, H. Eklund, and I. C. K. Wong, "Pharmacological treatments prescribed to people with autism spectrum disorder (ASD) in primary health care," *Psychopharmacology (Berl.)*, vol. 231, no. 6, pp. 1011–1021, 2014.
- [6] R. W. McCarley, S. F. Faux, M. E. Shenton, P. G. Nestor, and J. Adams, "Event-related potentials in schizophrenia: their biological and clinical correlates and new model of schizophrenic pathophysiology," *Schizophr. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 209–231, 1991.
- [7] W. Du, V. D. Calhoun, H. Li, S. Ma, T. Eichele, K. a Kiehl, G. D. Pearlson, and T. Adali, "High classification accuracy for schizophrenia with rest and task fMRI data.," *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 6, no. June, p. 145, Jan. 2012.
- [8] C. Cortes, Y. Ramos, R. Restrepo, J. A. Restrepo, J. A. Grossman, and E. Y. Lee, "Practical magnetic resonance imaging evaluation of peripheral nerves in children: magnetic resonance neurography.," *Radiol. Clin. North Am.*, vol. 51, no. 4, pp. 673–688, 2013.
- [9] J. G. Levitt, J. O'Neill, and J. R. Alger, "Magnetic resonance spectroscopy studies of autistic spectrum disorders," in *MR spectroscopy of pediatric brain disorders*, Springer, 2013, pp. 213–227.
- [10] S. Mueller, M. Weiner, and L. Thal, "Ways toward an early diagnosis in Alzheimer's disease: The Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)," *Alzheimer's ...*, vol. 1, no. 1, pp. 55–66, 2005.

- [11] M. Qiu, Z. Ye, Q. Li, G. Liu, B. Xie, and J. Wang, "Changes of brain structure and function in ADHD children," *Brain Topogr.*, vol. 24, no. 3–4, pp. 243–252, 2011.
- [12] P. Perego, S. Forti, A. Crippa, A. Valli, and G. Reni, "Reach and throw movement analysis with support vector machines in early diagnosis of autism.," *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2009, pp. 2555–8, Jan. 2009.
- [13] M. Helt, E. Kelley, M. Kinsbourne, J. Pandey, H. Boorstein, M. Herbert, and D. Fein, "Can children with autism recover? If so, how?," *Neuropsychol. Rev.*, vol. 18, no. 4, pp. 339–366, 2008.
- [14] K. L. Hyde, F. Samson, A. C. Evans, and L. Mottron, "Neuroanatomical differences in brain areas implicated in perceptual and other core features of autism revealed by cortical thickness analysis and voxel-based morphometry.," *Hum. Brain Mapp.*, vol. 31, no. 4, pp. 556–66, Apr. 2010.
- [15] C. Ecker, A. Marquand, J. Mourão-Miranda, P. Johnston, E. M. Daly, M. J. Brammer, S. Maltezos, C. M. Murphy, D. Robertson, S. C. Williams, and D. G. M. Murphy, "Describing the brain in autism in five dimensions--magnetic resonance imaging-assisted diagnosis of autism spectrum disorder using a multiparameter classification approach.," *J. Neurosci.*, vol. 30, no. 32, pp. 10612–23, Aug. 2010.
- [16] N. Barnea-Goraly, T. W. Frazier, L. Piacenza, N. J. Minshew, M. S. Keshavan, A. L. Reiss, and A. Y. Hardan, "A preliminary longitudinal volumetric MRI study of amygdala and hippocampal volumes in autism," *Prog. Neuro-Psychopharmacology Biol. Psychiatry*, vol. 48, pp. 124–128, 2014.
- [17] R. J. Jou, T. W. Frazier, M. S. Keshavan, N. J. Minshew, and A. Y. Hardan, "A two-year longitudinal pilot MRI study of the brainstem in autism," *Behav. Brain Res.*, vol. 251, pp. 163–167, 2013.
- [18] A. Coronato, G. De Pietro, and G. Paragliola, "A situation-aware system for the detection of motion disorders of patients with Autism Spectrum Disorders," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 17, pp. 7868–7877, 2014.
- [19] E. I. Papageorgiou and A. Kannappan, "Fuzzy cognitive map ensemble learning paradigm to solve classification problems: Application to autism identification," *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 12, pp. 3798–3809, Dec. 2012.
- [20] E. I. Papageorgiou, "A new methodology for decisions in medical informatics using fuzzy cognitive maps based on fuzzy rule-extraction techniques," *Appl. Soft Comput.*, vol. 11, no. 1, pp. 500–513, 2011.
- [21] T. Latkowski and S. Osowski, "Data mining for feature selection in gene expression autism data," *Expert Syst. Appl.*, vol. 42, no. 2, pp. 864–872, 2015.

- [22] B. Crespi, P. Stead, and M. Elliot, "Comparative genomics of autism and schizophrenia," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 107, no. suppl 1, pp. 1736–1741, 2010.
- [23] A. Browne, A. Jakary, S. Vinogradov, Y. Fu, and R. F. Deicken, "Automatic relevance determination for identifying thalamic regions implicated in schizophrenia," *Neural Networks, IEEE Trans.*, vol. 19, no. 6, pp. 1101–1107, 2008.
- [24] D. E. Job, H. C. Whalley, A. M. McIntosh, D. G. C. Owens, E. C. Johnstone, and S. M. Lawrie, "Grey matter changes can improve the prediction of schizophrenia in subjects at high risk," *BMC Med.*, vol. 4, no. 1, p. 29, 2006.
- [25] P. J. Pardo, A. P. Georgopoulos, J. T. Kenny, T. A. Stuve, R. L. Findling, and S. C. Schulz, "Classification of adolescent psychotic disorders using linear discriminant analysis," *Schizophr. Res.*, vol. 87, no. 1, pp. 297–306, 2006.
- [26] D. Schwarz and T. Kasperek, "Brain morphometry of MR images for automated classification of first-episode schizophrenia," *Inf. Fusion*, vol. 19, pp. 97–102, 2014.
- [27] S. Tanaka, Y. Maezawa, and E. Kirino, "Classification of Schizophrenia Patients and Healthy Controls Using P100 Event-Related Potentials for Visual Processing," *Neuropsychobiology*, vol. 68, no. 2, pp. 71–78, 2013.
- [28] R. Boostani, K. Sadatnezhad, and M. Sabeti, "An efficient classifier to diagnose of schizophrenia based on the EEG signals," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 6492–6499, 2009.
- [29] A. P. Georgopoulos, E. Karageorgiou, A. C. Leuthold, S. M. Lewis, J. K. Lynch, A. A. Alonso, Z. Aslam, A. F. Carpenter, A. Georgopoulos, and L. S. Hemmy, "Synchronous neural interactions assessed by magnetoencephalography: a functional biomarker for brain disorders," *J. Neural Eng.*, vol. 4, no. 4, p. 349, 2007.
- [30] C. Chang, C. Ho, and J. Chen, "ADHD classification by a texture analysis of anatomical brain MRI data," vol. 6, no. September, pp. 1–13, 2012.
- [31] C.-W. Chang, C.-C. Ho, and J.-H. Chen, "ADHD classification by a texture analysis of anatomical brain MRI data," *Front. Syst. Neurosci.*, vol. 6, 2012.
- [32] M. Chupin, A. Hammers, R. S. N. Liu, O. Colliot, J. Burdett, E. Bardinet, J. S. Duncan, L. Garnero, and L. Lemieux, "Automatic segmentation of the hippocampus and the amygdala driven by hybrid constraints: method and validation," *Neuroimage*, vol. 46, no. 3, pp. 749–761, 2009.
- [33] E. Gerardin, G. Chételat, M. Chupin, R. Cuingnet, B. Desgranges, H.-S. Kim, M. Niethammer, B. Dubois, S. Lehericy, and L. Garnero, "Multidimensional classification of hippocampal shape features discriminates Alzheimer's disease

- and mild cognitive impairment from normal aging,” *Neuroimage*, vol. 47, no. 4, pp. 1476–1486, 2009.
- [34] C. Hinrichs, V. Singh, G. Xu, and S. C. Johnson, “Predictive markers for AD in a multi-modality framework: an analysis of MCI progression in the ADNI population,” *Neuroimage*, vol. 55, no. 2, pp. 574–589, 2011.
 - [35] J. P. Lerch, J. Pruessner, A. P. Zijdenbos, D. L. Collins, S. J. Teipel, H. Hampel, and A. C. Evans, “Automated cortical thickness measurements from MRI can accurately separate Alzheimer’s patients from normal elderly controls,” *Neurobiol. Aging*, vol. 29, no. 1, pp. 23–30, 2008.
 - [36] S. Lemm, B. Blankertz, T. Dickhaus, and K.-R. Müller, “Introduction to machine learning for brain imaging,” *Neuroimage*, vol. 56, no. 2, pp. 387–399, 2011.
 - [37] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, vol. 1. springer New York, 2006.
 - [38] “ABIDE.” [Online]. Available: http://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/abide/. [Accessed: 06-Nov-2014].
 - [39] W. Du, V. D. Calhoun, H. Li, S. Ma, T. Eichele, K. A. Kiehl, G. D. Pearlson, and T. Adali, “High classification accuracy for schizophrenia with rest and task fMRI data,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 6, 2012.
 - [40] W. D. Penny, K. J. Friston, J. T. Ashburner, S. J. Kiebel, and T. E. Nichols, *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images: The Analysis of Functional Brain Images*. Academic Press, 2011.
 - [41] J. H. Yoon, D. V. Nguyen, L. M. McVay, P. Deramo, M. J. Minzenberg, J. D. Ragland, T. Niendham, M. Solomon, and C. S. Carter, “Automated classification of fMRI during cognitive control identifies more severely disorganized subjects with schizophrenia,” *Schizophr. Res.*, vol. 135, no. 1, pp. 28–33, 2012.
 - [42] V. Fritsch, G. Varoquaux, B. Thyreau, J.-B. Poline, and B. Thirion, “Detecting outliers in high-dimensional neuroimaging datasets with robust covariance estimators,” *Med. Image Anal.*, vol. 16, no. 7, pp. 1359–1370, 2012.
 - [43] K. L. Hyde, F. Samson, A. C. Evans, and L. Mottron, “Neuroanatomical differences in brain areas implicated in perceptual and other core features of autism revealed by cortical thickness analysis and voxel- based morphometry,” *Hum. Brain Mapp.*, vol. 31, no. 4, pp. 556–566, 2010.
 - [44] C. Ecker, V. Rocha-Rego, P. Johnston, J. Mourao-Miranda, A. Marquand, E. M. Daly, M. J. Brammer, C. Murphy, and D. G. Murphy, “Investigating the predictive value of whole-brain structural MR scans in autism: a pattern classification approach,” *Neuroimage*, vol. 49, no. 1, pp. 44–56, Jan. 2010.
 - [45] S. P. M. P. Manual, “SPM8 Processing Manual Table of Contents,” pp. 1–26.

- [46] W. M. Wells III, W. E. L. Grimson, R. Kikinis, and F. A. Jolesz, "Adaptive segmentation of MRI data," *Med. Imaging, IEEE Trans.*, vol. 15, no. 4, pp. 429–442, 1996.
- [47] H. Hotelling, "Analysis of a complex of statistical variables into principal components.," *J. Educ. Psychol.*, vol. 24, no. 6, p. 417, 1933.
- [48] A. C. Rencher, "Methods of Multivariate Analysis, 2nd edn. A John Wiley & Sons," *Inc. Publ. Chichester*, 2002.
- [49] G. S. Sidhu, N. Asgarian, R. Greiner, and M. R. G. Brown, "Kernel Principal Component Analysis for dimensionality reduction in fMRI-based diagnosis of ADHD.," *Front. Syst. Neurosci.*, vol. 6, no. November, p. 74, Jan. 2012.
- [50] J. Ford, H. Farid, F. Makedon, L. A. Flashman, T. W. McAllister, V. Megalooikonomou, and A. J. Saykin, "Patient classification of fMRI activation maps," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2003*, Springer, 2003, pp. 58–65.
- [51] L. J. P. van der Maaten, E. O. Postma, and H. J. van den Herik, "Matlab toolbox for dimensionality reduction," in *Proceedings of the Belgian-Dutch Artificial Intelligence Conference. Volume 2007*, 2007, pp. 439–440.
- [52] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," in *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 1992, pp. 144–152.
- [53] H. Dahan, S. Cohen, L. Rokach, and O. Maimon, *Proactive Data Mining with Decision Trees*. Springer, 2014.
- [54] C.-W. Chang, C.-C. Ho, and J.-H. Chen, "ADHD classification by a texture analysis of anatomical brain MRI data.," *Front. Syst. Neurosci.*, vol. 6, no. September, p. 66, Jan. 2012.
- [55] J. Ford, L. Shen, F. Makedon, L. A. Flashman, and A. J. Saykin, "A combined structural-functional classification of schizophrenia using hippocampal volume plus fMRI activation," in *Engineering in Medicine and Biology, 2002. 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS/BMES Conference, 2002. Proceedings of the Second Joint*, 2002, vol. 1, pp. 48–49.
- [56] Y. Fan, H. Rao, H. Hurt, J. Giannetta, M. Korczykowski, D. Shera, B. B. Avants, J. C. Gee, J. Wang, and D. Shen, "Multivariate examination of brain abnormality using both structural and functional MRI," *Neuroimage*, vol. 36, no. 4, pp. 1189–1199, 2007.
- [57] در کودکان مبتلا به اختلالات اوتیسم با استفاده از تحلیل EEG ر. ر. ح. بهنام, "ارزیابی سیگنال ICA," *مهندسی پزشکی زیستی*, p. 8, 1389.

- [58] D. Schwarz and T. Kasperek, “Brain morphometry of MR images for automated classification of first-episode schizophrenia,” *Inf. Fusion*, 2013.
- [59] D. Lin, H. Cao, Y.-P. Wang, and V. Calhoun, “Classification of schizophrenia patients with combined analysis of SNP and fMRI data based on sparse representation,” in *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, pp. 394–397.

Abstract

Autism is a brain disorder in children from different parts of the brain in people who are problems communicating with each other. The main causes of the disease are not completely defined and there is no cure for that. However, early treatment of the disease, its symptoms and improved social skills and verbal child is raised or increased severity of symptoms can be avoided. By doing research in this area suggests a place that does not cure autism, but it is timely rehabilitation actions of these patients by doing research in this area suggests a place that does not cure autism, but it is timely rehabilitation actions of these patients some of them can go to regular schools and even of higher education. Diagnosis the symptoms of autism at birth only a very difficult and even impossible. So, for better diagnosis of the brain data is used. A type of brain images, magnetic resonance imaging (MRI). This data allows us to examine all the details of the brain. Using these data, we can hope that clinical symptoms of autism better than only the prescribed discerning.

In this thesis, a general framework for classifying images in both healthy subjects and patients autistic using MRI data is presented. In this context, after pre-processing images MRI, using algorithms PCA, in addition to data transfer to a new space, they also reduce the number of dimensions. Output from applying PCA on the data, are used as features. Then, to identify the characteristics of the higher resolution of the statistical T-test method used. After selecting features high resolution, using the clustering methods data in one of the two healthy or ill put. Other way to classify the MRI images in addition to data processing, image segmentation operation is performed. This action image of the brain is divided into two parts white and gray matter. In continuation of the gray matter data used for extraction and feature selection and classification. In this study of used multiple classifier to classify different data. The classification accuracy using the first method (using the whole picture) 76% and in the second method (using the gray matter) 94%.

Key Words: Autism, Preprocessing, Segmentation, Principal Component Analysis, T-test, Magnetic Resonance Imaging.





Shahrood University

Faculty of Computer Engineering & Information Technology

Autism Disease Diagnosis Using MR Data

Elham Pourshams Manzoory

Supervisor:

Dr. Ali A. Pouyan

Advisor:

Dr. Maryam Farjam Far

February 2015

